# 硕士学位论文

# 基于三维激光点云的隧道开挖面结构识别 技术

# **Target Recognition Technology for Tunnel Excavated Surface Structure Based on 3D LiDAR Point Cloud**

学科专业	控制科学与工程
学科方向	控制科学与工程
作者姓名	174611081
指导教师	

2020 年4月

中图分类号 TP391.4\_

学校代码<u>10533</u> 学位类别<u>学术学位</u>

UDC \_\_\_\_\_004.8\_\_\_

## 硕士学位论文

# 基于三维激光点云的隧道开挖面结构识别 技术

# **Target Recognition Technology for Tunnel Excavated Surface Structure Based on 3D LiDAR Point Cloud**

- 作者姓名: 174611081
- 学科专业: 控制科学与工程
- 学科方向: 控制科学与工程
- 研究方向: 模式识别与智能系统
- 二级培养单位: 自动化学院
- 指导教师:

论文答辩日期\_\_\_\_\_ 答辩委员会主席\_\_\_\_\_

中南大学 2020年4月

# 学位论文原创性声明

本人郑重声明,所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研 究工作及取得的研究成果。尽我所知,除了论文中特别加以标注和致 谢的地方外,论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果,也 不包含为获得中南大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材 料。与我共同工作的同志对本研究所作的贡献均已在论文中作了明确 的说明。

申请学位论文与资料若有不实之处,本人承担一切相关责任。

作者签名: 日期: 年 月 日

## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者和指导教师完全了解中南大学有关保留、使用学 位论文的规定:即学校有权保留并向国家有关部门或机构送交学位论 文的复印件和电子版;本人允许本学位论文被查阅和借阅;学校可以 将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索,可以采用 复印、缩印或其它手段保存和汇编本学位论文。

保密论文待解密后适应本声明。

作者签名:				导师签名_			
日期:	年	月	_日	日期:	年	_月_	_日

### 基于三维激光点云的隧道开挖面结构识别技术

摘 要:目前隧道初次喷浆主要为人工操控喷浆机实现,对人工需求高,劳动强度大,工作环境恶劣。工程机械智能化是工业机器人未来发展的重要方向,而目前公开发表的关于隧道自动喷浆机的相关研究较少。环境感知系统是实现隧道喷浆自动化的必要环节。本文结合隧道施工的特点与实际情况,提出一个完整的基于三维激光点云的适用于任意轮廓隧道(非标隧道)开挖面的结构检测系统,包含传感器硬件系统设计、与喷浆机的结合方式、数据集参数框架以及实验数据集TES的实地采集与扩增,并研究系统中的四个重点问题:

(1) 对于隧道轴向提取问题,提出一种可用于带有掌子面的任意 轮廓隧道的轴向提取方法,以能使栅格投影密度方差指标(PDV)最小 的方向作为最优的隧道轴向,并通过变尺度的网格搜索法快速找到最 优解。在 TES 数据集上的测试显示所提方法提取轴向误差小于 1°, 与 RANSAC 方法的比较实验也证明了所提方法的有效性。

(2) 对于开挖面区域分割问题,提出采用机器学习方法,以体素 网格作为点云团块,根据点云 3D 特征及隧道结构特征分割五类开挖 面点云;通过交叉验证准确率比较多种分类器的表现,选择最优的 xgboost 并进行特征筛选及参数调优从而达到 88.2%的准确率;然后 采用欧式聚类及隧道切片分析平整地切割出待喷涂面。

(3) 对于钢拱区域的精确检测问题,提出一种基于区域生长原理 的定向边缘生长(DEG)方法来检测待喷涂面上的多个钢拱,根据隧道 结构给出种子点各项生长条件。通过定性和定量分析验证所提方法准 确率达到 92.8%,比其他潜在可行方法更有效且有较好的抗噪能力。

(4)为获取喷浆路径规划所需的超欠挖分布,基于已知的轴线、 待喷涂面与钢拱,提出一种用于装有支护的任意轮廓隧道的超欠挖检 测方法,对既有的用于圆形隧道的深度图像方法做出各个环节的改 进,包括隧道轮廓提取、隧道展平、点云插值、拱间面分割等。实验 分析了所提算法在带钢拱的非标隧道中的检测精度与用时达到与既 有方法在标准隧道轮廓中相当的应用水平。

总之,实验证明本文提出的基于三维激光点云的隧道开挖面结构 识别技术能够自动地提取用于喷涂路径规划的各类结构信息,精度和

I

识别速度上也能基本能符合实际工况的需求。本文的研究工作具有用 于隧道全自动喷浆的可行性,填补了相关领域的研究空白,对推动全 自动隧道喷浆机产业落地也有一定的工程应用价值。

图 62 幅,表 22 个,参考文献 89 篇

关键词:计算机视觉; 三维点云; 激光雷达; 隧道喷浆; 机器学习 分类号: TP391.4

### Tunnel excavation surface structure detection technology based on 3D LiDAR point cloud

**Abstract:** At present, the primary shotcrete in tunnel is mainly realized by manual control of shotcrete machine. The intellectualization of construction machinery is an important development direction in the future. Environment-aware system is a necessary procedure to realize automatic tunnel shotcrete. According to the characteristics of the tunnel structure and the actual construction environment, this paper designed 3D LiDAR target detection system which is applicable to arbitrary profile (non-standard) tunnel excavation surface. The system includes the design of sensors hardware, the combination of sensors and shotcrete machine and the content, re-processing and augmentation of the dataset TES (Tunnel Extruded Surface). Especially, four key researches about the detection system was implemented:

For the tunnel axis extraction problem, a method that can be used for non-standard tunnel with working surface is proposed. The direction with minimum projection density variance (PDV) is proposed as the optimal tunnel axis, and grid search method with variable scale is used to search the optimal solution quickly. The examination on dataset TES shows that the axial error of the proposed method is less than  $1^{\circ}$ , and the controlled experiment with RANSAC method verifies the effectiveness of the proposed method as well.

For the segmentation of excavation surface area, a machine learning method is proposed to divide five types of excavation surface according to the feature of the 3D point cloud and the tunnel structure by using the voxel grid as the point cloud group. The optimal classifier, xgboost, was selected based on the comparation of the performances of 6 different classifiers by cross validation. Due to feature selection and parameter tuning, xgboost achieves the best accuracy of 88.2%. Then Euclidean clustering and tunnel section analysis are used to adjust the edges of the five types of excavation surface. For the accurate detection of the steel arch area, a directed edge growing (DEG) method based on the principle of region growing is proposed to detect multiple steel arches on the rock surface, and the growing conditions of seed points were given according to the tunnel structure. Through qualitative and quantitative analysis, the accuracy of the proposed method reaches 92.8%, which is more effective than other potentially feasible methods and has relative anti-noise capability.

To obtain the cross-section excavation distribution used for shotcrete path planning, a method used for non-standard tunnel with steel arches is proposed based on the tunnel axis, rock surface and steel arches extracted in the processes above. This method improved an existing method for calculating the cross-section excavation of standard tunnel based on range image in each steps, including tunnel profile extraction, range image interpolation and point cloud segmentation. According to the controlled examination, the detection accuracy and time consuming of the proposed method used in non-standard tunnel with steel arches seems to reach a similar effect as the existing method designed for standard tunnel.

The target recognition technology proposed in this paper was proved can automatically extract several main kinds of structure information for shotcrete path planning, and the accuracy and recognition speed can basically meet the requirements of actual working conditions. The research work of this paper has the feasibility of applying to tunnel automatic shotcrete, which fills the research blank in related fields and has certain engineering application value to promote the development of automatic tunnel shotcrete machine industry.

Keywords: Computer vision; 3D point cloud; LiDAR; tunnel; machine learning

Classification: TP391.4

日來

摘 要	I
Abstract	III
目 录	V
第1章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.1.1 问题背景	1
1.1.2 研究意义	3
1.2 国内外研究现状	4
1.2.1 传感器选用	4
1.2.2 隧道轴线提取技术	4
1.2.3 隧道点云特征检测	5
1.2.4 隧道超欠挖计算	6
1.3 研究目的与主要研究内容	7
1.3.1 研究目的	7
1.3.2 研究内容及本文结构安排	7
1.4 本章小结	9
第2章 隧道数据采集装置及数据集的建立	10
2.1 数据采集设备设计	10
2.1.1 隧道三维扫描监测设备选型	10
2.1.2 湿喷工况数据采集装置设计	11
2.1.3 雷达数据坐标系	12
2.2 数据集与预处理	14
2.2.1 原始隧道点云数据	14
2.2.2 数据预处理	16
2.2.3 不同隧道轮廓的数据扩增	18
2.3 本章小结	20
第3章 基于栅格投影的隧道轴线提取	21
3.1 轴线提取常用方法	21
3.2 基于投影密度方差的隧道轴线提取	22
3.2.1 点云投影密度方差(PDV)	22
3.2.2 基于网格搜索的 PDV 寻优方法(GPDV)	24
3.3 数据集的轴向提取测试	27

3.4 本章小结	
第4章 基于点云机器学习的开挖面分割	
4.1 隧道开挖面分割可行方法	
4.1.1 点云分割方法	
4.1.2 常用分类器	
4.2 基于点云几何特征学习的开挖面快速分割	
4.2.1 基于体素网格的点云分块方法	
4.2.2 点云几何特征提取	
4.2.3 分类器训练及点云分割	
4.3 基于欧式聚类的分割边缘裁剪	
4.4 本章小结	
第5章 基于定向边缘生长的隧道钢拱提取	
5.1 钢拱提取可行方法	
5.2 基于边缘生长方法的隧道钢拱检测	
5.2.1 区域生长法(Region Growing)	45
5.2.2 边缘生长法(Directed Edge Growing, DEG)	45
5.3 钢拱检测实验	
5.3.1 定性分析	
5.3.2 定量分析	
5.4 本章小结	
第6章 基于深度图像的非标隧道超欠挖计算	
6.1 隧道超欠挖检测原理	
6.2 基于深度图像的超欠挖计算	
6.2.1 基于栅格投影的隧道轮廓提取	
6.2.2 任意截面隧道点云沿轴线展平方法	
6.2.3 隧道超欠挖分级深度图像生成	60
6.2.4 隧道深度图像联通轮廓检测技术	
6.3 隧道超欠挖计算实验效果	64
6.3.1 开挖面结构检测最终效果	65
6.4 本章小结	67
第7章 工作总结与展望	
7.1 论文总结	
7.2 工作展望	
参考文献	70

攻读硕士期间主要研究成果	77
致谢	78

### 第1章 绪论

#### 1.1 研究背景及意义

#### 1.1.1 问题背景

隧道在我国战略性基础设施建设中有重大意义,是地下工程的重要研究内容之一。 隧道开挖面指隧道正在施工掘进处的隧道表面,其施工环境较为复杂、环境恶劣。隧 道初喷指在隧道开挖面中的待喷涂面上的第一层喷涂,使其凹凸不平处获得填充,成 为光滑的已喷涂面。由于施工环境复杂、喷浆机械智能化水平较低等因素影响,隧道 初喷工作极为依赖人工操作。随着隧道喷浆机械向自动化、智能化、无人化发展<sup>[1]</sup>, 对于隧道施工环境的三维检测逐渐成为必然的研究趋势。

(1) 隧道开挖面结构

隧道施工处如图 1-1-a 所示,其环境中粉尘浓度高、光线昏暗、潮湿渗水。如图 1-1-b 所示,开挖面主要包括三种类型的表面<sup>[2]</sup>:已喷涂面(Shotcrete surface),待喷涂面(或岩石面,Rock Surface),掌子面(Working Surface)。如图 1-1-b 所示,岩质较为稀松的隧道开挖面上一般安装有钢拱(Steel arch)、防护网(Steel wire mesh)等多种支护结构<sup>[3]</sup>,以此作为重要的支撑与加固措施,在此基础上逐层喷涂混凝土材料,使支护结构与隧道整体凝固成形。如图 1-1-c 所示为隧道开挖面三种类型的表面、隧道地面、隧道钢拱区域、隧道杂点等对应的三维点云的图像。



(a) 湿喷实际环境

(b) 开挖面结构(c) 开挖面点云结构图 1-1 隧道开挖面结构实物及点云

#### (2) 隧道支护结构

在喷射混凝土过程中,为了保证喷浆机喷头能够垂直于表面,喷头的方向应在钢 拱的边缘进行调整。因此,钢拱的位置需要提前提取。从隧道点云沿隧道方向取纵剖 面,可以更清晰地显示钢拱的局部结构。 如图 1-2 所示为钢拱的纵剖面结构示例。钢拱区域的点云具有独特的特点,它不同于其他种类的特征线如道路边缘<sup>[4][5]</sup>,建筑轮廓<sup>[6][7]</sup>和零件<sup>[8]</sup>。钢拱最显著的几何特征是它是标准的工字钢,表面光滑且钢拱形状规则,每条钢拱区域的点云都是一条基本连续的长弧形(如图 1-1-c 和图 1-2 所示)。此外,钢拱的轮廓会随着混凝土覆盖层的厚度而变化:被混凝土覆盖的钢拱是较为平滑的U型凸起,可以作为一条连续的谷脊线;裸露在外的钢拱相比被覆盖的钢拱轮廓更清晰,基本为一侧密集一侧稀疏的尖锐的V型或平直单薄的I型,其底部边缘断裂,可以视为点云的外边界<sup>[9]</sup>。



图 1-2 隧道点云径向截面结构示意图

(3) 隧道超欠挖

超欠挖指隧道开挖面在爆破过后存在的体积较大的凹陷和突起(如图 1-3),与一般 表面不同,在隧道施工建设中需要进行专门的处理,例如优先喷涂或者分层喷涂。因 此,超欠挖的区域位置和面积体积是喷浆路径规划的基础。完成隧道钢拱检测以后将 钢拱部分剔除,可以进行隧道超欠挖的检测。在智能喷浆过程中,为减少标靶的使用 以及人工的定位测量,可以根据施工经验,以钢拱的表面作为喷浆的目标面。



<sup>(</sup>a) 隧道超欠挖示意图 图 1-3 图



示意图 (b)对应区域的实物图 图 1-3 隧道超欠挖示意图及对照实物图

1.1.2 研究意义

由于隧道工况的复杂性,目前隧道初喷基本通过人工控制喷头移动,并且全靠人 力目测隧道表面情况判断喷涂量及喷涂路径,对于人力物力有很大需求。由于湿喷过 程中喷料为粉末状喷射,不仅严重影响可见度、干扰肉眼判断、降低施工效率,而且 会危害工作人员的呼吸健康,甚至已经造成了喷浆操作手招聘难、用工荒的现实情况。

(1) 隧道开挖面特征检测当前的相关研究较少,其主要原因在于:

① 隧道施工环境复杂,施工进度繁忙,比较缺少实地调研测试的时机和条件;

② 喷浆设备智能化需从硬件设备整体开始改造,而目前硬件条件未完全成熟;

③ 当前生产商普遍处在预研阶段,在市场上少有公开的技术发表。

但随着研究条件改善和喷浆机智能化改造进程,隧道开挖面识别将成为研究热点。 (2) 对于隧道开挖面特征检测问题,其主要难点在于:

 隧道开挖面的表面形状相比于竣工隧道更加粗糙杂乱。进一步地,为扩大销售,喷浆机一般不仅用于圆形隧道,也要用于有不规则形状轮廓的隧道。在此情况下 传统的隧道拟合方法并不可用,需要全新的轴线提取方法;

② 因为支护结构的安装及岩石的不规则外形,待喷涂面是隧道表面点云中最复杂的截面之一。支护结构中的钢网与钢拱外形具有很高的相似性,只依靠点云局部特征不易将其区分,需要采用结合隧道结构信息的识别方法;

③ 对于隧道超欠挖的检测,目前也主要依靠隧道轴线及设计断面线。以往的方法并没有考虑钢拱及隧道截面轮廓不规则的问题。在现有的超欠挖处理技术中需要融合进钢拱和隧道轮廓的分析。

本项目研究用于任意设计断面的隧道在施工工况下的基于三维激光雷达的开挖面 结构检测技术,用于实现全自动智能喷浆机的产业落地。研究点紧密贴合施工过程实 际情况,尽可能地克服施工现场可见度低、粉尘污染大、壁面形状复杂的影响,对隧 道表面进行精度、时效性符合工程要求的开挖面结构识别检测。做到能获取隧道整体 三维数据,对初次喷涂前的隧道壁面进行支护结构和超欠挖的检测和计算。

本项目用于喷浆机全自动化隧道初喷,可大幅节省人力与成本,改善工人工作环 境,提高施工效率。相关技术不仅可用于隧道,还可应用到更广泛的工程领域,对于 基础设施建设的智能化升级有重大意义。

1.2 国内外研究现状

目前关于隧道环境的检测识别方面的研究主要集中于表面光滑的竣工隧道,用于 衬砌施工质量检测、断面检测、隧道变形检测、景观三维重建及可视化等工程问题。 对于施工隧道,一般研究超欠挖分布、岩石分析及爆破情况预测。当前对于安装有支 护结构的外形复杂的隧道开挖面的研究仍为空白。就隧道点云获取及特征检测方面, 目前国内外的研究进展如下:

1.2.1 传感器选用

三维扫描技术在 3D 打印、逆向工程、造型设计、道路监测、文物复原、建筑模型等很多方面有广泛应用。对于地下空间的探测,目前研究人员采用多种不同原理的传感器。李顺等人<sup>[10]</sup>采用全站仪观测反射片的方法,对隧道截面特定位置的点的三维坐标进行观测,得到较高的测量精度。电子科技大学的谢嵩<sup>[11]</sup>结合定位与地图重建(SLAM)技术,提出一种基于单目相机的地下空间三维重建方法。秦玉鑫<sup>[12]</sup>在双级机器人上采用 TOF 相机对矿洞环境进行探测并获取点云坐标矩阵。

在隧道扫描建模中,考虑扫描范围、精度、环境等多种因素,目前的主流方法是 采用二维或三维激光扫描仪进行检测,相比其他视觉传感器更加常用。将二维激光雷 达改装为三维扫描仪是降低成本、促进商业化的实用方案。苏胜利<sup>[13]</sup>等人采用二维激 光雷达设计了一套自动室内三维重建装置,并且相应地提出了基于点云配准及多边形 裁剪(GPC)的三维建模方法。Han<sup>[14]</sup>等人采用二维方法,提取出来隧道的轴向截面点 云的轮廓进行变形建模分析。隧道断面可以用来检测隧道断面的轮廓,但不足以完成 更灵活的三维特征识别。通过三维数据的步长投影得到二维隧道剖面存在不确定性, 会导致三维激光雷达数据的信息丢失<sup>[14]</sup>。

隧道环境感知问题中,围绕三维激光雷达的研究更为广泛。Delaloye<sup>[15]</sup>等人给出 了三维激光扫描参数的建议取值,用以获取高质量的隧道点云。尤相骏<sup>[16]</sup>提出一种隧 道扫描测站定位和坐标转换算法,将多个站点数据转换到统一的隧道测量坐标系。 Yuhui<sup>[17]</sup>等人采用移动激光扫描系统检测隧道三维点云中的间隙,在移动过程中完成 点云拼接定位,能够有效地检测出不同类型的间隙。

1.2.2 隧道轴线提取技术

隧道轴线提取是隧道监测的常见工作之一,常用于隧道三维重建及隧道日常看护。 因为在扫描过程中激光雷达通常设置在隧道中不确定的位置,所以隧道轴线是非常重 要的定位参考标准。研究人员通常先得到隧道线,然后分析垂直于该线的隧道截面图。 目前隧道轴线主要研究点在于弯曲长大隧道的截面拼接及海量数据标准化管理。

河海大学的汪子豪<sup>[19]</sup>针对高速公路隧道的三维激光扫描点云,设计了一种从中提 取完整断面轮廓线的自动化方法,将隧道断面点的法向信息累积叉乘并将结果拟合成 隧道中轴线,从而获取垂直于轴线的参考面,最后采用三角剖分方法截取断面。戴子 枢<sup>[20]</sup>等人提出了一种基于测距数据的隧道断面形状重构算法,使用圆弧方程对隧道断 面进行分段插值。

文献<sup>[27][22]</sup>专门研究了隧道轴线的提取和隧道点云的拼接,其中圆形拟合是最为常见的方法。Kang 等人<sup>[23]</sup>通过获得表面光滑的圆形隧道中与隧道两边平行的中线来提取隧道线,但该方法对隧道的形状高度敏感,并不适用于形状多样和缺少大量点云的隧道。Zhua<sup>[24]</sup>等人设计了一种基于激光点云数据投影的方法,通过搜索算法提取隧道投影点云中的两侧边缘点拟合隧道中心轴。

为应对轮廓形状与噪声对隧道轴线提取的影响, Zhou 等人<sup>[25]</sup>基于对切片后的轨道 隧道点云进行三维线性拟合,提取轨道线,得到基于轨道线的隧道中心线。Goncalves 等人<sup>[26]</sup>提出针对隧道点云的分段投影法可以有效地分析点云片段,但对离散点很敏 感,需要手动调整离群点。轴线也可反过来应用于点云噪声的消除。Mostafa 等人<sup>[27]</sup> 对于竣工地铁隧道雷达数据,通过对横截面依次进行圆拟合并使用残差分析来消除异 常值,但限于比较平整的隧道。张立朔<sup>[18]</sup>等人以运营中的地铁隧道为研究对象,同样 采用隧道断面分析,基于椭圆拟合提出一种利用自适应的阈值剔除点云粗差的方法。

1.2.3 隧道点云特征检测

隧道特征检测的研究主要集中在地下地表监测和已建成隧道的变形断面。本文为 了降低计算复杂度,提高钢拱提取精度,需要通过分割开挖面,对待喷涂面(岩石面) 进行提前提取。与岩石面相关的研究主要集中在开挖面的可视化<sup>[28]</sup>、超挖体积计算或 预测<sup>[29]</sup>、和岩石表面爆破特性方面<sup>[3][30]</sup>而且以往对岩石表面的研究主要依赖于人机交 互,主要用于后期处理<sup>[31][32]</sup>。

现有的研究多以隧道围岩或衬砌面为主要研究对象,而其他人工安装在隧道内的 结构一般作为噪声去除。Cheng 等人<sup>[34]</sup>设计了一种基于角度的形态相关滤波方法,自 动、不加区分地去除非圆形隧道断面上的所有非衬砌点。Mah 等人<sup>[35]</sup>探讨了隧道地表 数据中钢网的去除,采用主成分分析(PCA)方法,在不考虑整个隧道形状类型的情况 下,对网络局部区域进行分析。

以往的隧道断面检测研究多采用半自动方法,在处理过程中需要人工调整和修改 算法参数。Elberink 等人<sup>[36]</sup>研究了与隧道钢拱轮廓相似的多条平行轨道的自动提取算 法。与建在平坦地面上的铁路轨道不同的是,隧道钢拱的安装紧贴弯曲的隧道墙壁, 因此隧道的延展是一个需要重点考虑的问题。Du 等人<sup>[37]</sup>提出了一种梯度统计方法, 通过直方图统计方法和峰值检测方法来确定隧道分段的位置。该方法通过选择合适的 角度间隔,减少盲目性,提高检测精度。 以上主要是对于竣工后的隧道表面所做的分析研究。对于动态施工过程及不同阶段,李静<sup>[38]</sup>等人采用了三维激光扫描技术快速得到在不同施工阶段和工况条件下隧道的衬砌厚度和衬砌质量,但其研究不包括初期支护之前的最原始的隧道壁与防护网的表面情况,而原始壁面情况明显更为复杂,这也就是本文所要研究的目标。

对于点云数据中特征的分类和提取,需要对点云进行分割。几何特征是三维物体的重要特性,对于几何模型的三维重建起到重要作用<sup>[39][40]</sup>。由于钢拱区具有连续的几何特征,根据 Ni<sup>[41]</sup>等人的三维边缘定义,可以将其视为三维边缘特征。隧道钢拱点云的特性类似于谷脊特征线,尤其是被混凝土覆盖部分表面的钢拱区域,是一种与投影视角无关的顺应曲面凹凸变化趋势的曲线。张雨禾<sup>[42]</sup>提出一种基于基于局部重建的点云谷脊特征检测方法,利用离散拉普拉斯算子进行点的局部增强,能较好地识别出散乱点云中的不规则谷脊特征,但是该方法对于 V/I 型钢拱区域并不适用。

1.2.4 隧道超欠挖计算

隧道超欠挖的计算对隧道的岩面稳定性和喷浆成本有直接影响<sup>[43]</sup>。严格控制超欠 挖量有利于顺利施工生产,具有重要价值。传统隧道超欠挖检测主要采用全站仪、断 面仪和自动测量机器设备等,通过人工测量的方式,对隧道的每个点、每个断面依次 进行断面轮廓测量。

传统的人工测量的方法检测用时较长、检测效率低下<sup>[44][45]</sup>。因此目前主要采用激 光点云数据,通过一定方法提取隧道实测点云数据的连续断面从而进行隧道超欠挖检 测。武汉大学的许磊<sup>[46]</sup>提出一种基于激光点云的隧道超欠挖检测算法,实现隧道的超 欠挖自动检测;采用半径搜索与矩形分割算法,实现断面点云快速分割。

以往的超欠挖检测一般依靠隧道切面一层层地进行分析,然后将每层的超欠挖量 累加,从而得到完整隧道的超欠挖分布。孟庆年<sup>[47]</sup>等人采用了将设计断面线离散化并 拉伸分布的方法,直接构建出完整的隧道模型离散点云,进而通过距离比较直接获得 隧道整体的超欠挖分布情况。葛超<sup>[48]</sup>等人采用将点云插值栅格化为图像的方法,引用 图像处理中的连通域检测技术,将隧道面作为整体而不是切片进行分析从而获得了每 片超欠挖区域的分别标记,具有很好的借鉴意义。Wang 等人<sup>[49]</sup>提出一种基于 Canny 边缘检测的隧道轮廓线提取方法,将点云投影到平面并提取出投影中的点的边缘轮 廓,再将轮廓导入 AutoCAD 人机交互地计算隧道超欠挖量。

实现点云的栅格化是计算隧道超欠挖要解决的重要问题。对于无序、粗糙和多种 类型的点云的处理,研究人员通常通过交互软件将其可视化并存储起来进行后处理 <sup>[31]</sup>,这并不适合自动化构建场景。Lai 等人<sup>[32]</sup>提出了一种新的方法来建立类似于隧道 的多管状曲面点云的指数,通过对矿井巷道的三维网格进行了重构,并将其投影到二 维平面上,得到了巷道点云的均匀网格指数。这种方法也需要用户交互才能实现更均 匀的栅格化效果。

1.3 研究目的与主要研究内容

1.3.1 研究目的

本文旨在提供一种较为完善且具有普适性、鲁棒性的施工隧道都能实际采用的全 自动化开挖面结构识别方案,并在所有解决方法中都同时考虑到隧道轮廓不规则的可 能性,从而推进全自动智能喷浆机在多种类型隧道喷浆工程中实现真正的产业落地。 这套系统的基本技术路线如图 1-4 所示。



1.3.2 研究内容及本文结构安排

为实现施工隧道开挖面结构检测,完成完整的技术路线,本文在完成数据采集软 硬件系统基本设计的基础上,重点解决技术路线中的四个关键问题:解决竣工隧道检 测中常见的轴线提取与超欠挖检测在施工隧道中的应用问题,以及在施工隧道中才会 面临的待喷涂面提取以及钢拱检测问题。根据数据处理问题及方法之间的关联性与应 用顺序,本文的研究内容依次包含如图 1-5 所示的四个部分:隧道轴线提取,隧道开 挖面分割,隧道钢拱提取,隧道超欠挖检测。



图 1-5 研究路线图

本文课题来源于合作企业的横向课题,内容为全自动智能喷浆机器人的研发。基 于合作企业提供的喷浆机型号,给出一套完整的适用于任意截面隧道的开挖面的结构 检测系统,包括传感器硬件系统设计安装与数据集参数框架,并解决整个系统中的四 个重点问题。通过结合隧道固有特性,综合采用多种点云处理方法,对施工中的带有 支护结构的隧道点云进行必要的结构检测,最终得到有钢拱及超欠挖区域标注的可直 接用于隧道喷涂自动规划的点云数据。本文以三维点云在隧道开挖面结构识别中的应 用为出发点,所研究的内容对于工程应用及学术研究均有重要价值,可推广应用于文 物修复、建筑轮廓、路缘检测、点云压缩、点云配准、逆向工程等多个应用领域。

本文主要结构安排如下:

第一章:绪论。首先说明本文研究问题的重要性;然后介绍研究对象的结构及问题;接着进行文献调研,说明目前该领域国内外的研究现状;最后介绍本项目的技术路线及从中衍生出的主要问题及研究路线。

第二章:介绍本文所用的软硬件系统基本设计。首先介绍硬件设备的选型、安装、标定及使用;然后介绍单台阶面圆形隧道开挖面数据集的获取及包含的主要信息;最后介绍数据的预处理得到的数据集 TES-S 及扩增得到的非标数据集 TES-U。

第三章:研究非标准截面轮廓的隧道轴线的提取问题,主要目标是对有末端掌子 面且截面不规则的隧道点云提出通用的轴线提取方法。(1)首先介绍了轴线提取的常 用 RANSAC 方法的原理及不足;(2)借鉴逆向工程中的拉伸线提取方法,提出通过最 小化点云的投影密度方差(本文简称 PDV)来获取隧道轴线;(3)提出通过变尺度的网 格搜索方法快速获取轴线最优解;(4)通过在 TES-U 数据集的实验证明了方法的准确 性达到 1°以内,并在 TES-S 数据集上与 RANSAC 方法进行对比,证明本文方法的 稳定性。本文对隧道轴线的提取不仅用于隧道施工面的监测,也是隧道开挖面的分割、 钢拱提取、超欠挖计算及喷浆规划的研究基础。

第四章:研究基于机器学习的隧道开挖面五类表面的分割问题,主要目标是裁剪 出待喷涂面。(1)首先分析常用的点云分割问题类型及方法,确定了要采用机器学习 分类方法进行区域分割,并简单介绍了常用分类器;(2)借鉴 Voxnet 深度学习方法, 提出用点云体素网格内随机采样生成点云团块特征,并给出基于点云通用局部 3D特 性及隧道特有结构特性的 15种特征指标,对 TES-S/TES-U数据集进行体素样本划分 及特征提取从而得到 5 类样本数据;(3)接着进行模型训练,采用随机搜索获取超参 数,比较 6 种常用分类器的准确率,选择 xgboost 作为分类器并采用 Hyperopt 自动调 参,根据特征重要性进行特征筛选并再次调参,得到最优分类准确率 88.2%;(4)为 优化分割边缘,采用欧式聚类方法对五类区域逐个清理离群点,然后依据隧道沿轴线 分布的特性,提出基于隧道点云切片中待喷涂面点与已喷涂面点的相对数量,对具有 一定渐变特性的两类分区直接裁剪。最终获得边缘较为清晰的五类表面的分割效果。

第五章:基于已知隧道轴向,研究非标轮廓隧道的待喷涂面上 U/V/I 三型隧道钢 拱点云通用的钢拱精确提取方法,主要目标是完整逐条地提取出全部钢拱,同时解决 有点云缺失的钢拱区域的插值接续问题。(1)首先进行可行方法的调研,自行给出 7 种潜在可行方案;(2)借鉴前人对区域生长法的改进方式,增加隧道结构特性约束条 件,提出一种依据局部凹凸显著性判断邻域点的定向边缘生长方法(本文简称 DEG)实 现隧道点云钢拱区域提取及插值;(3)设计定性与定量试验,将 DEG 方法与 5 种潜在 可行方案进行对比,证明 DEG 方法优于其他方案,检测精确度、召回率分别达到 92.8% 和 89.5%,并且通过加入不同程度的高斯噪声证明了本文方法在工程应用中的抗干扰 能力。当前关于钢拱检测的研究较少,本文的研究无论在理论还是实践上都具有一定 的创新价值。

第六章:基于已知轴向与钢拱分布,研究非标轮廓隧道的待喷涂面上超欠挖量检 测方法,主要目标是获得包括超欠挖在内的用于喷涂规划的各层区域的面积和体积。 (1)首先简要介绍既有的超欠挖检测方法流程及本文相应的主要创新点与方法改进; (2)提出基于隧道轴向栅格投影点数累积矩阵及其极坐标下的列极值点获得隧道轮 廓,并在极坐标下对该轮廓进行平滑;(3)提出一种任意轮廓隧道点到平面上的映射 关系,将隧道点云中所有点在极坐标下搜索对应轮廓上的最近邻点,根据对应关系获 得展平后的位置坐标;(4)展平后,根据 DEG 搜索得到的钢拱区域最优点拟合平面得 到目标喷涂面以及喷涂距离差,再采用 k 近邻搜索及 IDW 规则网格内插法将距离差 插值为深度图像;(5)采用一系列传统图像处理方法分层依次处理深度图像,先通过 闭运算聚合小型超挖,然后将钢拱区域膨胀作为蒙版切割拱间区域,进而获取面积较 大的连通域归类为当前层,小型连通域则归类于下一层继续参与分割。(6)最后通过 与手动标注对比评估超欠挖检测的差值,主要是评估点云展开、拟合、插值一系列操 作带来的总体误差情况。实验证明本文非标轮廓展开方法得到的深度图像超欠挖检测 差值与标准圆柱轮廓柱面展开的结果近似,具有一定的实用性及准确度。(7)最后, 本章给出了用于隧道喷涂规划的开挖面结构识别最终效果。

第七章:本章对全文进行总结,然后介绍了全文的创新点、不足、应用前景及未 来研究展望。

1.4 本章小结

本章对自动化喷浆机在隧道开挖面场景下的环境感知情况进行了介绍和分析,并 从中提炼出四个关键的研究性问题。通过调研国内外对于隧道点云去噪、轴线检测、 特征检测、超欠挖检测等几个方面的研究现状,探究当前关于隧道开挖面的检测方法, 并由此验证该研究领域存在的研究空白。最后介绍了本文的主要研究内容及全文结构 安排。

#### 第2章 隧道数据采集装置及数据集的建立

2.1 数据采集设备设计

2.1.1 隧道三维扫描监测设备选型

(1)隧道环境特点

施工隧道工况恶劣的挑战,其数据采集的局限性主要有以下几点:

 隧道施工现场混凝土反弹率较大,时有落沙落石,粉尘浓度较大,空气 能见度较低。由于空气多尘和缺乏照明条件,隧道能见度很低。此外,隧道中湿 度大,有渗水,有施工机械的振动,对于设备防护性、抗干扰性要求较高;

② 隧道内部是一种环绕型的大型空间,因此数据扫描需要 360 度视图或多 视图注册,而且需要满足一定的测量距离,一般不低于 30m;

③ 在数据采集过程中,钢拱不可避免地会遮挡隧道后壁,造成数据丢失。采集设备最好能具有可移动性;

④ 在隧道施工现场,非工作人员很少被允许进入,停留时间也很有限,以免耽误施工进度。因此数据采集用时不宜过长,采集机会也较少。

因此,全自动喷浆机需要搭配一套精度较高、抗干扰能力与防护能力较强的 隧道开挖面扫描监测系统。根据喷浆机的作业方式和作业环境,为实现三维重建 与隧道喷浆一体化,需要将扫描设备安装在喷浆机械臂上并跟随臂架移动,从而 减少障碍物遮挡、增大扫描范围。因此要求扫描设备成本较低、可供消耗,体积 轻便,易于防护、移动和定位,抗粉尘、精密度高。

(2) 设备选型

随着三维测量技术发展,设备生产成本降低,高精度传感器逐渐推广。当前 隧道三维数据监测通常使用 RGB 单目/双目相机、全站仪或激光扫描仪等设备.。 传统隧道探测方法利用全站仪定位钢拱架<sup>[50]</sup>上的多个测点。目前也有一些研究人 员使用激光雷达(光探测和测距)和 RGB 摄像机来检测隧道<sup>[51]</sup>。

考虑到隧道施工环境,本文通过对比表 2-1 所示的五种五种非接触式测量仪器,分析出激光雷达在施工过程隧道环境探测中具有的优势,因此选其作为为采集设备。

传感器类型	优点	限制条件
激光雷达	高精度,稠密点云 能够克服大多数环境因素 测量面积大,不需要棱镜反射 自动存储、实时处理	无序点云 多线雷达成本较高 单线雷达需要改装成三维雷达
全站仪	高精度,易于定位 成本较低 人工存储,后期处理	耗时较长,测量点稀疏 需要安装反射片辅助 需要固定位置,不宜经常移动
断面仪	专用于断面测量 配套软件方便易用 精度高,实时处理	测量点稀疏 测量效率较低 测量断面之间的间隔较大
RGB 相机	点云稠密、有序 成本较低	隧道现场光线较暗,粉尘遮挡,因 此易受到遮挡与噪声干扰 单帧的测量范围小,需要大量图片 配准及三维重建
TOF 相机	直接测得有序点云 能够快速完成目标识别追踪 主要配件成本相对低廉 无需扫描设备辅助工作	分辨率较低,精度不足 成本偏高 测量距离较短,一般10米 受外界光源、被测物性质的影响 系统误差及随机误差明显

表 2-1 多种数据采集设备的比较

常见的地面激光扫描仪有以下类型:

① 根据测距原理分类:可以分为脉冲法、相位法、信号分析法、三角法等;

② 根据测程分类:可以分为短程、中程、远程等;

③ 根据扫描方式分类:可以分为全景式、混合式、断面式、定向式等类型。

根据隧道开挖面的地形特点及雷达应用目的,本文选择采用中程测距的定向 式扫描雷达作为数据采集装置。

2.1.2 湿喷工况数据采集装置设计

结合前文对于测量环境与测量设备特性的分析,本文选择适宜的激光雷达厂 家与型号,设计并组装完成了一台二维激光雷达及电控云台组合的三维数据采集 装置。该套设备性价比较高,能配合喷浆机完成相应施工区域的数据采集与分析, 并完成隧道三维数据基于三维重建仪器坐标系与隧道喷浆机坐标系之间转换,且 数据采集时受到隧道施工环境的影响较小。二维激光雷达等设备的采购选配实物 如图 2-1 所示,主要部件包括雷达、电控云台、云台电机的控制器与驱动器。主 要设备参数如表 2-2 所示。



(a)雷达

(b)云台 (c)控制器 图 2-1 二维激光雷达及主要驱动部件

(d)驱动器

表 2-2 三维激光雷达的设备参数				
名称	参数			
雷达型号	P+F R2000 UHD			
单线激光步长	0.05°			
扫描最远距离	30m			
激光发射频率	50Hz			
电控旋转台	PT-GD201			
雷达旋转步长	0.05°			
雷达测量精度	±25mm			

环境监测软件包含激光雷达扫描控制程序和隧道点云检测处理程序。该系统 已嵌入文组开发的一体化上位机控制平台 ASCRCP(Automatic Shotcrete Robot Control Platform)。软件主要有以下三个模块:

① 云台控制模块:主要包括电源、驱动器、aduino 控制模块;

② 点云采集模块:主要用于对雷达 UDP 通道数据发送与回传进行控制;

③ 点云分析处理模块:主要采用 PCL 库进行点云模式识别及文件处理。

PCL(Point Cloud Library)是一个大型开源 C++编程库,同时也进一步地开发 出了用于 Python 的第三方库 Python-pcl。它实现并集合了大量的与点云处理、可 视化相关的常用算法,具有高效的数据结构,对于三维点云的处理具有重要意义。

本文在点云的获取、滤波、分割、检索、特征提取、识别、曲面重建、可视 化等方面应用到了 PCL 库中的函数,如八叉树的创建与遍历、点云数据的体素 化等。PCL 同时支持多种操作系统平台,可在 Windows、Linux、Android 等多种 系统上运行。本文主要采用 matlab2017a、Python3.6.8 及 Python-pcl 库进行实验 研究,并采用 Visual Studio 2013 (C++)编程实现算法的商用软件的集成开发。

2.1.3 雷达数据坐标系

(1)雷达安装

本文所涉及的机型为如图 2-2 所示的具有八自由度机械臂的 KC 系列喷浆 机,机械臂全长约 17 米,其简化结构如图 2-3 所示。



图 2-2 喷浆机(KC 系列)实物图



图 2-3 KC30 机械臂结构简图及雷达安装情况图

在一般的人工施工过程中,检测装置与施工车辆分离放置,并且通过全站仪、 反光标靶等装置标定检测装置相对于施工车辆的位置。实际上,将检测装置直接 安装在车辆上最有利于提高检测的效率同时降低标定的误差,但同时也要考虑喷 浆机机械臂对传感器视野的遮挡。因此,需要根据现有的喷浆机结构选择最合适 的安装位置,使其便于安置、防护、校准及扫描。为了获得最广阔的扫描视野、 更易于进行逆向运动学求解,本文直接将扫描装置安置在了机械臂六号关节前端 (如图 2-3 所示)。

(2) 雷达数据标定

如图 2-4 所示, 雷达装置外还装有专门设计的旋转防护罩(红色装置部分)。 理论上, 雷达坐标系的 X 轴朝向应与与六号关节 x 轴朝向一致。而因为出厂前 的安装精度以及出厂后的长期使用等原因, 可能导致两者朝向可能存在一定的角 度偏差, 此偏差会造成点云数据测量误差。因此需要在喷浆机出场前或使用过程 中应对雷达坐标系进行标定。因此在如图 2-4 中的机体上标定点选取位置处加装 反光标靶, 在雷达扫描的点云中根据标靶的异常能量值自动拾取该标定点, 进而 控制点云数据旋转相应角度从而使雷达坐标系与机体关节坐标系对齐。



假设雷达扫描得到的标定点位置为  $p_T(x_T, y_T, z_T)$ ,则标定点相对于雷达 x 轴的旋转角度为 $\theta = \arctan(y_T / x_T)$ ,而正常情况下标定点应与雷达 x 轴重合。因此标定数据的过程即为将雷达扫描得到的所有点都绕 z 轴反向旋转 $\theta$ 。雷达扫描得到的点为 P(x, y, z),标定后的点为 P'(x', y', z'),则根据变换关系为

$$\begin{bmatrix} x'\\y'\\z'\end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0\\ \sin\theta & \cos\theta & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x\\y\\z\end{bmatrix}$$
(2-1)

(3)坐标转换

安装并标定后,通过正向运动学解算,将雷达扫描三维数据的坐标系转换到 机体坐标系。首先在机械臂基座建立一个基础坐标系(0号关节处),然后从基坐 标系开始,根据各个关节的平移旋转类型和参数进而获得每个关节相对于上一关 节的坐标变换矩阵 *A<sub>i</sub>*。依据 KC30 机械臂结构建立正向运动学模型,其中包含六 个旋转关节和两个伸缩关节,各个关节的坐标系如图 2-3 所示。末端的几个关节 与雷达无关,因此雷达坐标系相对于喷浆机基坐标系的正向运动学模型的结果即 为各个关节坐标系变换矩阵的乘积,即

$$T = A_1 \cdot A_2 \cdot A_3 \cdot A_4 \cdot A_5 \cdot A_6 \cdot A_{\text{lidar}}$$
(2-2)

其中, A<sub>i</sub>表示 i 号关节坐标系相对于基坐标系的变换矩阵。A<sub>lidar</sub>表示雷达相对于 6 号关节的坐标系建立处还有一定的平移关系。

标定并通过正向运动学解算后的点云为扫描得到的原始点云Porigin.

2.2 数据集与预处理

2.2.1 原始隧道点云数据

因为装有激光雷达的喷浆机不便多次进入隧道的原因,本文采集数据时采用的扫描装置安装在金属支架上,支架被放置在坑道内不平整的地面上(如图 2-5), 尽量模拟机械臂上安装的激光雷达在隧道中的位置、高度和朝向。



图 2-5 激光雷达在真实隧道中采集数据

实际工况下,喷浆机一般面向隧道掌子面,不需要相对于隧道指定固定的停车位置。在扫描过程中,机械臂提前停止移动,减少臂架移动过程中机械振动对雷达测量精度的影响。待雷达转台旋转一次后,再通过标定和正向运动学求解,可得到一组如图 2-6 所示的原始点云 *P*<sub>Origin</sub>.,其坐标系为右手坐标系。当喷浆机面朝掌子面时,臂架连带雷达的坐标系的 x 轴都基本上朝向掌子面。



图 2-6 原始点云

为更好地说明数据集的情况,如图 2-7 所示介绍了隧道点云数据集的参数。 其中参数*W*<sub>a</sub>是相邻钢拱之间的宽度,*B*是钢拱的厚度。



图 2-7 数据集的基本参数

如图 2-7 所示,在新的工作面进行数据采集时,之前的工作面已完全被混凝 土覆盖,外观发生了很大的变化。因此,本文实际上是在不同的时间和空间中收 集了不同的数据组,每组数据仅对当前临时工作表面有意义。因此,与需要注册 多个测点的隧道可视化和检测方法<sup>[54]</sup>不同,本数据集中收集的点云组之间不需要 注册。数据的序号仅用于代表数据的观测位置。

2.2.2 数据预处理

(1) 隧道噪声类型

激光雷达具有海量扫描数据的优势,但难免存在大量噪声数据,主要原因有:

外界环境影响:扫描仪收到风、机械振动、气压、粉尘、湿度、温度等的影响。在不适宜的工作状况下可能会损失一定的精度,产生一些噪点;

② 目标颜色引起的误差:在隧道中,黑色的物体完全吸收激光,可能导致 无法探测或数据异常;隧道渗水的反光也会造成数据孔洞。

本章采用体素滤波、密度聚类方法对数据进行均匀采样及降噪预处理。根据 噪声点的特征和分布情况的不同,主要可将其分为冗余点、漂移点、混杂点三类 <sup>[58][59]</sup>。不同类型的点云噪声一般有不同的处理方法。

在隧道开挖面中的各类点云噪声具体有:

① 冗余点:一种不在有效数据范围内的点,比如隧道的底部的点、隧道出口外面的点等。这些点对于隧道监测没有实际价值;此外,隧道点云 P<sub>uns</sub>包括的三种表面(已喷涂面、待喷涂面、掌子面)中的掌子面也属于冗余点。

② 漂移点:一种不属于隧道上的点。比如隧道中的管线设备、行人、车辆等,具有相对于隧道表面较为突出的偏移特征。因为隧道内的工作人员、喷浆机械臂、脚手架、电气箱等各种遮挡,隧道中有大量这种类型的噪点和空洞;

③ 混杂点:此类噪声点与有效的隧道点云数据差距较小,一般混杂在有效的点云中。例如隧道施工面上安装的防护钢网、盘布的细小电线、遗留的反光标靶等等。

(2) 体素滤波实现降采样

隧道三维扫描通常会产生大量的点云数据。每组数据大约有数百万个分布不 均匀的点。因此为便于后续的数据处理,对于原始点云数据应首先进行进行数据 压缩。本文采用体素滤波进行降采样,使点云空间分布均匀,消除雷达扫描数据 本身的近密远疏情况,降低对运行内存的占用,并且可以平滑点云中分布零散且 并不明显的混杂点。

为了保证点云密度高、分布均匀,需要选择大小适当的体素进行降采样及滤波。根据传感器的分辨率(0.05°)和扫描范围(30 m)确定体素大小为 26mm。

$$voxelsize = 30000 mm \cdot \tan 0.05^{\circ} \approx 26 mm$$
(2-3)

体素滤波的程序实现可以在 PCL 库中调用 VoxelGridFilter 函数。通过体素滤波,原本点数约 300~400 万的点云数据,压缩得到约 50 万点以内的数据量,且隧道内的基本特征仍清晰完整。

点云均匀采样处理前后的隧道效果对比如图 2-8 所示, 左边是体素滤波处理 前的隧道点云效果图, 右边是处理之后的隧道点云效果图。



图 2-8 点云均匀采样处理前后隧道效果图

(2)基于密度聚类方法(DBSCAN)提取待喷涂面

隧道中的人员与设备等杂物点成为了孤立于隧道壁以外的点云簇。且由于雷达测量半径范围较大,雷达采集到了隧道出口处的空旷区域中的物体上的点。此类杂点的主要特征为独立成簇,本文采用密度聚类方法(DBSCAN)<sup>[52]</sup>去除孤立点云,保留隧道点云主体壁面。

DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)是一种常用的密度聚类算法,采用邻域特征描述样本分布的紧密程度。对于随机种子点p,首先设置搜索半径阈值,搜索半径内的点形成一个新的类*Q*<sub>1</sub>。然后,使用类*Q*<sub>1</sub>中的每个点作为种子点,在半径阈值范围内搜索更多的点来扩充*Q*<sub>1</sub>,直到*Q*<sub>1</sub>不能再添加新的点为止。对于原始点云中的剩余点,更多的类*Q*<sub>i</sub>(*i* = 2,3,...,n)通过重复相同的步骤得到。类的数量 n 不需要预先指定。每个新的类从剩余点集中随机分配的种子点开始,在没有与半径阈值相关的剩余点时停止。

对于存在孔洞的点云,适于采用 DBSCAN 方法进行去除杂点。为了避免钢 拱的点云被移除,搜索半径的设置应大于钢拱的厚度 *B*。采用 DBSCAN 方法获 得的隧道点云去噪处理前后的效果对比图如图 2-9 所示,其中图 2-9-a 为直通滤 波处理前的点云效果图,蓝色方框内为隧道点云主体 *P*<sub>um</sub>,也即图 2-9-b 中所示 的 DBSCAN 处理后得到的 *Q*<sub>i</sub>中的最大点云簇。



2.2.3 不同隧道轮廓的数据扩增

常见隧道截面一般为近似圆或者多段圆弧,也有截面为方形的矿井类巷道,如图 2-10 所示。部分方形巷道同样有支护结构,需要进行识别处理。为了应对 多种施工环境,需要考虑到不同截面形状的隧道。



(a)未安装支护的方形巷道 (b)安装支护的方形巷道 图 2-10 不同类型的隧道施工现场

由于实验条件所限,目前采集到的真实隧道环境数据类型比较单一,基本为 单台阶面的圆形隧道。因此需要在现有数据的基础上获取一些模拟数据,进而验 证本文系列方法的有效性。对于点云的形变,一般先将点云重构为隐式曲面,然 后通过施加微分形变,获得形变后的曲面,再离散为点云。

本文为得到隧道模拟数据,需要尽可能保留一定的点云噪声、凹凸性特征,因此提出一种基于极坐标与目标几何模型的点云形变处理方法。本文用方形轮廓线上均匀分布的散点作为形变目标,如图 2-11 所示。先设置离散目标序列*T*<sub>(n×1)</sub>,用以表示目标轮廓(蓝色)上的点的柱坐标,且点的角度坐标以相同角度间隔均匀分布。



如图 2-11,对于原始点云中的某一点,其柱面坐标为 $P_1(\theta,L,x)$ 。与点 $P_1$ 具 有相同角度的原始隧道标准轮廓上的点 $P_2$ 处的半径为R。在离散目标序列 $T_{(nxl)}$ 中选择与点 $P_1$ 角度最接近的点 $P_0$ ',根据 $P_0$ '点的半径作(L-R)长度的延伸,进而 得到 $P_1$ 点在目标轮廓上的对应点 $P_1'(\theta',R'+L-R,x)$ 。

如图 2-12 所示,对采集到的真实隧道点云进行变换,得到宽 x 高约为 6m x 6m 的方形隧道模拟数据,用以测试本文所提出的方法。对应每个圆柱隧道,同样得到一个方形隧道数据,通过形变扩增获得了非标隧道的数据。



图 2-12 圆柱隧道点云数据形变处理为方形隧道

表 2-3 描述了本文在湖南长沙、江西宜春等地实地采集的9组隧道开挖面原 始点云 P<sub>Origin</sub>构成的数据集 TES-S(Tunnel Excavated Surface - Standard)。其中,钢 拱架距 Wa 和钢拱宽度 B 分别为 1000mm 和 200mm。隧道长度指点云在 x 轴方 向上的长度。观测位置指的是观测点相距隧道出口处的位置。对于非标扩增数据 TES-U(Tunnel Excavated Surface - Unstandard),除轮廓形状不同外,其它各项参 数与 TES-S 一致。

	表 2-3	隧道点云数据集	TES-S/TES-U	[
	点数量	预处理后数量	隧道长度	观测位置
1	3741570	538935	23247	75
2	3858638	555716	27305	78
3	1616947	232991	17720	82
4	1439603	207476	18289	88
5	1546882	222809	17786	96
6	1600717	230533	19756	100
7	2240123	322657	16660	105
8	1709192	246209	20360	110
9	2265829	326387	17913	121

#### 2.3 本章小结

本章介绍了为实现隧道环境检测与目标识别系统所做的必要的工程项目工作。本文首先对隧道环境进行了现场调研评估,根据其环境特点对检测装置进行 软硬件系统的设计;然后介绍了数据采集的基本信息,建立了统一的数据集用于 点云处理算法的研究;最后介绍了点云数据的预处理工作以及模拟的非标隧道的 数据扩增。其中点云的预处理可以在施工过程中自动完成而不需要人为干预。经 采集及预处理的点云精度满足施工要求、噪点得到去除,为后续点云处理方法奠 定基础.

#### 第3章 基于栅格投影的隧道轴线提取

激光雷达并不总朝向隧道掘进方向,而轴线是隧道施工和测量中最常用的参 考线,可用于隧道轮廓变形监测、超欠挖计算等,一般在处理隧道问题时首要提 取隧道轴线。本文需要首先调整原始点云的原点位置和隧道轴线,对所有点云数 据进行坐标轴变换,如图 3-1 所示。为使本文提取轴线的方法对不同截面形状的 隧道更具有普适性,本文所用的方法并不是根据特定的几何形状拟合截面。此外, 由于施工段长度较短,隧道弯曲可以忽略不计。



图 3-1 隧道掘进方向(隧道轴向)与雷达点云坐标系的偏离关系

3.1 轴线提取常用方法

除了利用三维软件中人机交互找出轴线外,随机采样一致算法(RANSAC)是 隧道监测最常用的方法。

(1) RANSAC 方法原理

RANSAC 作为常用的目标提取数据处理方法,可以从存在大量噪声的点云中 提取出目标物体的特定成分,常在隧道点云处理中采用。从原理上,RANSAC 算法具有特定几何目标检测能力,估计模型参数的鲁棒性较好,其拟合效果优于 最小二乘法。以平面上的直线检测为例,该算法主要步骤为:

① 随机选出两点拟合成一条直线,统计在该直线一定距离邻域内的点数;

② 重复步骤一,如果该直线的邻域内有更多点则将其作为当前最优目标;

③ 重复步骤二,直到达到预设的迭代目标或次数,并记录当前结果

RANSAC方法抗躁能力强,处理对象的噪声可以任意分布甚至噪声多于模型 信息,因此非常适合从杂乱点云中检测某些具有特殊外形的物体。但该方法需要 事先确定邻域阈值,且具有随机性,只在一定概率情况下能得到可靠结果,要提 高概率则必须增加迭代次数。

(2) RANSAC 方法在隧道轴线提取中的应用

RANSAC 在隧道轴线提取中的使用方式主要有以下两种:

① 圆柱拟合方法

以往对隧道点云的研究中,由于隧道截面极为规则,常用 RANSAC 算法进行圆柱拟合从而一步到位地获得椭圆隧道的轴线<sup>[55]</sup>。对于弯曲的长隧道,则按断面层层拟合圆柱或圆形而后取轴心拼接拟合成完整轴线。对于隧道点云中存在的噪声,一般先拟合圆柱后根据点到圆柱面的距离进行剔除,而后再次拟合,从而提升轴线提取精度。该方法精度较高,但处理对象限定于圆形隧道。

② 平行线拟合方法

该方法通过获得隧道两侧墙壁点云在地面上的两条线状投影,拟合得到两条 平行线,进而获得隧道朝向<sup>[23]</sup>。为得到地面的平面方程,有时也利用 z 轴方向上 的直通滤波器,从最低点开始取出具有一定高度的点云,并用 RANSAC 平面拟 合方法将地面拟合。该方法适合于长弯隧道的动态拼接过程,优点是计算较为简 单,缺点包括以下几点:

a. 仅采用隧道某一处截面上的少量点的投影,因此易受到较大的噪声干扰;

b. 隧道为弧形而非垂直面,会使在地平面上的投影线较模糊,定位不准确。

3.2 基于投影密度方差的隧道轴线提取

由于隧道与拉伸表面具有相似的特性,本文从逆向工程领域寻找解决办法, 将隧道轴线问题看作是获取拉伸表面拉伸方向的问题。Ke 等人<sup>[56]</sup>提出了一种基 于点云在垂直于拉伸方向的平面上的投影面积的拉伸方向获取算法。该方法将包 含投影点的栅格数(有效单元)作为投影面积,认为投影面积最小时拉伸方向最准 确,并将这一假设作为轴向寻优迭代停止条件。由于投影在平面上的有效单元数 *N<sub>vax</sub>* (投影点云所占的方格数量)受到隧道点云的孔洞和掌子面的干扰,因此投影 面积并不能准确评估隧道开挖面处的真实隧道轴向。

3.2.1 点云投影密度方差(PDV)

对隧道点云进行同样的栅格投影,则当 x 轴具有特定的倾角时,如图 3-2 所示投影点将形成具有一定宽度的错位隧道剖面;当 x 轴与隧道轴线平行时,如图 3-3 所示投影在 Y-Z 平面上的点云在理论上形成了隧道的真实轮廓。





实际上,如图 3-3 所示,在隧道轴向与 x 轴平行时,投影点云更集中于隧道的真实轮廓附近,由此点云投影分布不均衡性达到最大。本文基于这一情况,采用投影密度方差(PDV, Projection Density Variance)<sup>[57]</sup>作为评估点云投影分布情况的指标,并通过最小化 PDV 值来获得隧道轴向。

对于栅格投影后得到的二维点云 $V_{tun}$ ,其有效单元的数量为 $N_{vax}$ ,每个有效 细胞中包含的点的数量 $n_i(i \in [1, N_{var}])$ 。则点云V的投影密度方差 PDV 定义为

$$f(V) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{vax}} n_i^2}{N_{vax}}$$
(3-1)

为获得最小的 PDV 值,需要将隧道点云在 x 轴方向附近角度范围内旋转, 直到找到合适的角度使 x 轴 $\bar{v}_x$ (1,0,0)(隧道轴)与隧道方向平行。本文以点云绕 z 轴旋转投影为例,采用平行于 z 轴的单位向量 $\bar{v}_z$ (0,0,1)作为旋转轴,说明 PDV 的获取及寻优方法。

(1) 投影矩阵:

首先计算隧道点云  $P_{tun}$  的质量重心  $P_c(x_c, y_c, z_c)$ ,并将  $P_{tun}$  的坐标原点平移到  $P_c$ ,即  $P_{tun} = P_{tun} - P_c$ 。令 $M_x$ 为将  $P_{tun}$  投影到 YOZ 平面上的投影矩阵。

$$M_{x} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(3-2)

(2) 旋转矩阵:

令 $M_r(n,\theta)$ 为与向量 $v_0$ 对应的旋转矩阵,给定旋转角 $\theta$ 和旋转轴n(u,v,w)时, 对应的旋转向量为 $v_0$ '= $M_r(n,\theta)v_0$ ,根据 Rodrigues 旋转公式,向量 $v_0$ '表示为

$$\vec{v}_0' = (1 - \cos\theta)(\vec{n} \cdot \vec{v}_0)\vec{n} + \vec{v}_0\cos\theta + (\vec{n} \times \vec{v}_0)\sin\theta$$
(3-3)

旋转矩 $M_r(n,\theta)$ 求解方式如下式。

 $M_{r}(\vec{n},\theta) = \begin{vmatrix} u^{2}(1-\cos\theta)+\cos\theta & uv(1-\cos\theta)-w\sin\theta & uw(1-\cos\theta)+v\sin\theta \\ uv(1-\cos\theta)+w\sin\theta & v^{2}(1-\cos\theta)+\cos\theta & vw(1-\cos\theta)-u\sin\theta \\ uw(1-\cos\theta)-v\sin\theta & vw(1-\cos\theta)+u\sin\theta & w^{2}(1-\cos\theta)+\cos\theta \end{vmatrix}$ (3-4)

其几何解释如图 3-4 所示。



图 3-4 旋转公式的几何解释

(3) 体素化点云投影:

根据钢拱的厚度,本文将 B 设为体素尺寸。本文控制的旋转变化角度 $\theta$ ,其 变化步长决定了标定精度和计算时间。变量 $V_{tun}(\theta)$ 表示点云 $P_{tun}$ 旋转并体素化后 得到的点云结构。

$$V_{tun}(\theta) = voxel(P_{tun}M_r(\vec{v}_z, \theta)M_x)$$
(3-5)

(4) 最优角 0<sub>m</sub>:

根据公式(3-6),可以获得最佳角 $\theta$ 使投影密度方差 PDV 得到最大值的最优角 $\theta_m$ ,进而通过公式(3-7)获得校准轴向后的点云 $P_{mms}$ 。

$$\theta_m = \arg\max f(V_{tun}(\theta)) \tag{3-6}$$

$$P_{tuns} = P_{tun} M_r(\vec{v}_z, \theta_m) \tag{3-7}$$

3.2.2 基于网格搜索的 PDV 寻优方法(GPDV)

利用式(3-6)可以得出精确的拉伸方向。但以上方法只是在 XOY 平面上获得 了使 PDV 值最小的解。本文提出采用一对正交的旋转角度  $\omega 和 \varphi$ ,基于网格搜 索方法,一次性地在三维空间中直观求解最优轴向,从而得到基于网格搜索的 PDV 寻优方法(GPDV, Gridsearch for Projection Density Variance)。

首先建立如图 3-5 所示的球坐标系,以隧道点云中心点为原点 O,仍以隧道 点云坐标系为变换前的直角坐标系,坐标系内任意一点的坐标可表示为  $M(\omega, \varphi, r)$ ,对应的向量为 $\overline{OM}$ .



图 3-5 球坐标系

因此球面坐标系中的点M(ω,φ)在直角坐标系中对应坐标M(x,y,z)表示为

$$\begin{cases} x = r \sin \omega \cos \varphi \\ y = r \sin \omega \sin \varphi \\ z = r \cos \omega \end{cases}$$
(3-8)

令半径 r 为 1,通过球面坐标系转换,实现点的坐标表示的降维,得到单位 向量  $Me(\omega, \varphi)$  表示为

$$Me(\omega, \varphi) = [\sin \omega \cos \varphi, \sin \omega \sin \varphi, \cos \omega]$$
(3-9)

将点云旋转角度 $\omega$ 和 $\varphi$ 按照横向和纵向均匀分布,取值范围为 $\omega \in [45^{\circ},135^{\circ}], \varphi \in [-45^{\circ},45^{\circ}],角度间隔 10^{\circ},能获得如图 3-6 所示的 10x10 空间向量矩阵。$ 图 3-6 中的样例点云为 200mm<sup>3</sup>尺寸体素采样后的 TES-S-ID1 数据。



图 3-6 球坐标下的均匀分布向量矩阵

前文已经将隧道点云的坐标原点移至隧道重心 *p<sub>c</sub>*(*x<sub>c</sub>*, *y<sub>c</sub>*, *z<sub>c</sub>*)。尝试绕原点旋转,将隧道 x 轴朝向与向量矩阵中的每个朝向重合。则旋转轴 *N<sub>MX</sub>* 为

$$N_{MX}(\omega,\varphi) = \frac{Me(\omega,\varphi) \times \overline{v}_x}{|Me(\omega,\varphi)| |\overline{v}_x| \sin < Me(\omega,\varphi), \overline{v}_x >}$$
(3-10)

旋转角度 *θ<sub>MX</sub>* 为

$$\theta_{MX}(\omega, \varphi) = \arccos \frac{Me(\omega, \varphi) \cdot \bar{v}_x}{|Me(\omega, \varphi)| |\bar{v}_x|}$$
(3-11)

则使 PDV 的值最大的  $[\omega, \varphi]$  的解为

 $[\omega_m, \varphi_m] = \arg\max f(voxel(P_{tun}M_r(N_{MX}, \theta_{MX})M_x))$ (3-12)

矫正后的隧道点云为

$$P_{tuns} = P_{tun}M_r(N_{MX}, \theta_{MX})$$
(3-13)

由于该式中存在体素化投影过程,最优解不能通过微分求解得到,必须对所 有方向向量全部进行计算,然后采用网格搜索法获得最优解。以角度步长为10° 为例,得到投影密度 PDV 值随着 *ω* 和*φ* 的变化的热力图如图 3-7 所示。



如图 3-7 显示了出向量矩阵中的凹凸性,可以看出只会有一个比较明显的最 优解,对应 *o<sub>m</sub>* = 105°, *q<sub>m</sub>* = 95°。在 *o* 和 *q* 的变化范围内,最优角度值很少受到 少量的异常值的影响。因为隧道本身的拉伸面特性,点云中的孔洞、噪声对本文 所提方法的影响极小。如图 3-8,当角度步长足够小时,会得到平滑的单峰曲面。



图 3-8 精细尺度下的 GPDV 热力图

如图 3-9 所示,通过可变尺度将 ω 和 φ 进行细化,对隧道轴向向量进行不断 寻优,可以压缩计算用时同时得到高精度的隧道轴线。假设每次划分栅格为 5x5, 变尺度 3 次,表示为 GPDV(5x5x3),则计算 75 次 PDV 即可在理论上达到 0.72°的角度精度。且在求取 PDV 前还可以对点云体素滤波,进一步减少计算量。



图 3-9 变尺度最优向量检测
3.3 数据集的轴向提取测试

本文基于数据集 TES-S 和 TES-U 分别进行测试,测试平台为 MATLAB2017a。 GPDV 网格设置为 5x5x3,理论上 0.72°的精确度。首先通过人工手动测量和旋转数据集点云,使所有点云的隧道轴向矫正为与 $\bar{v}_x(1,0,0)$ 平行。轴线提取的评估标准为所提取的轴向向量 *Me* 相对于 $\bar{v}_x(1,0,0)$  的偏差角度

$$\varepsilon_{\theta} = \arccos \frac{Me \cdot \vec{v}_x}{|Me||\vec{v}_x|}$$
(3-14)

(1) 非标隧道 TES-U 测试

因为 GPDV 方法的提出主要是为了提取非标隧道的轴线,因此先采用 TES-U 数据集测试可行性。传统的 RANSAC 圆柱拟合方法不能对 TES-U 进行处理,因此没有设置对比试验,通过测试结果仅反映 GPDV 自身的精度效果。由表 3-1 所示的测试结果可知,对于 TES-U 数据集, GPDV(5x5x3)的轴向提取误差角度 基本在 1°以内,每组点云用时约在 2~4s 之间。

ID	点的数量	算法提取轴向向量	$\mathcal{E}_{ heta}  /  ^{o}$	求解用时/s
1	538935	[1.0000, 0.0056, 0.0052]	0.4397	3.6205
2	555716	[0.9999, 0.0149, 0.0011]	0.8591	3.9348
3	232991	[0.9999, 0.0011, 0.0165]	0.9502	2.6395
4	207476	[0.9999, 0.0017, 0.0145]	0.8334	2.3570
5	222809	[0.9999, 0.0164, 0.0029]	0.9547	2.3944
6	230533	[0.9999, 0.0114, 0.0092]	0.8396	2.6803
7	322657	[0.9999, 0.0030, 0.0144]	0.8397	2.6952
8	246209	[0.9999, 0.0087, 0.0106]	0.7844	2.8122
9	326387	[0.9999, 0.0127, 0.0037]	0.7596	3.0016
平均	320410	/	0.8067	2.9040

表 3-1 数据集 TES-U 的 GPDV 轴向提取测试结果

(2) 标准隧道 TES-S 测试

对于圆柱点云数据集 TES-S,可以将本文方法 GPDV 的轴线提取效果与基本的 RANSAC 圆柱拟合方法作比较。为公平比较两种方法的速度,本文没有使用 MATLAB 内置的经过优化的圆柱拟合方法,而是采用个人编写的 RANSAC 拟合程序。RANSAC 设置圆柱半径为 6000mm,点到圆柱面的距离阈值为 2*B*,最大 迭代次数为 1000。由此,本文对两种方法进行轴向提取的测试结果如表 3-2 所示。由表 3-2 可知 GPDV 与 RANSAC 有相似的用时及准确度,其中 GPDV 的准 确度略高一点。但由于 RANSAC 方法采用随机采样的方式并采用迭代次数作为 收敛条件,而 GPDV 有稳定的最优解和计算次数,因此 GPDV 的耗时及检测精度比 RANSAC 方法更为平稳。

表 3-2 数据集 TES-S 的轴向提取测试结果						
		(	GPDV	RA	ANSAC	
ID	点的数重	$\mathcal{E}_{ heta} /^{\mathrm{o}}$	求解用时/s	$\mathcal{E}_{ heta} /^{\mathrm{o}}$	求解用时/s	
1	538935	0.7006	3.6563	0.9481	4.0443	
2	555716	0.8154	4.7839	0.6622	4.6548	
3	232991	0.4782	3.5735	1.0290	2.5873	
4	207476	0.8206	3.0357	0.5997	3.0902	
5	222809	0.9167	3.1521	0.6938	3.0754	
6	230533	0.7572	3.4235	1.0954	2.4154	
7	322657	0.8684	3.0874	1.0241	2.3487	
8	246209	0.6980	3.4677	0.6690	4.0243	
9	326387	0.5203	3.1728	0.9990	4.0048	
平均	320410	0.7306	3.4837	0.8579	3.3606	
标准差	/	0.1498	0.5358	0.1965	0.8417	

此外,GPDV对 TES-S的测试用时比 TES-U 略长,因为 TES-S 的轮廓截面 比 TES-U 较大一些,在相同体素尺寸下,TES-S 需要计算更多的有效单元。

根据实验结果, GPDV 方法对隧道点云轴线提取可以得到理想的效果。对点 云进行开挖面识别的后续处理后,会将点云再根据旋转矩阵*M<sub>r</sub>*(*N<sub>MX</sub>*,*θ<sub>MX</sub>*)逆向转 换回原始坐标系。因此,轴向校准只是一个中间环节,不会用于喷涂路径规划的 机体坐标系下的开挖面识别结果带来刚性位移和误差。

3.4 本章小结

本章为解决任意轮廓的带有掌子面隧道的轴向提取问题,提出了基于投影密度方差 PDV 的轴向提取目标函数,并采用球面坐标系表示空间向量,通过变尺度的网格搜索方法获取 PDV 的最优解。通过在隧道数据集上的实验表明,该算法可以在不需要人工辅助的情况下有效地检测出隧道轴向,误差在1°以内,具有比常用的 RANSAC 方法更稳定的效果。

# 第4章 基于点云机器学习的开挖面分割

为识别隧道开挖面的局部结构,首先需要将其中面积较大的几种类型的表面 区域分割开。本章主要对如图 4-1 所示的掌子面、待喷涂面、已喷涂面、地面、 钢拱这几种隧道表面进行分割。



图 4-1 隧道开挖面点云结构

4.1 隧道开挖面分割可行方法

4.1.1 点云分割方法

点云区域分割主要是把几何特征相似的区域分离并归类,其传统方法主要可 分为基于边缘、区域<sup>[60]</sup>、属性、模型和图割五种类型。本文总结五类方法的原理、 优缺点及代表性方法如表 4-1。

类型	原理	优点	不足	代表方法
边缘	根据点云边缘变化,获取边 界点并连线,由线分割点云	常用于建筑、道路 等边界明显的点 云,分割速度快	对点云噪声、密度 非常敏感	边界检测 边缘检测
区域	将邻近的相似点归于一类; 分为由种子点生长和大区 域逐渐细分两种相反方式	对于曲面、噪声较 大的点云分割效 果较好	边界定位不够精确;依赖种子点和 细分位置的选定	区域生长法 超体聚类 局部凸连接
属性	根据邻域计算点的属性特 征并聚类分割	对噪声不敏感; 分割结果较准确	用时稍长; 对点云密度敏感; 依赖邻域的选取	DBSCAN 欧式聚类
模型	基于特定几何形状的检测	对 特 定 形 状 的 检 测目标效果很好	依赖几何模型	RANSAC
图割	获得点间的拓扑关系,构造 图结构,生成概率推理模型	可用于大型复杂 场景	可能只能离线运 行	最小割

表 4-1 点云分割基本方法类型

以上分割方法也可以混合使用,各种类型又可以归纳为两种分析方式:

(1) 采用几何分析方法,例如区域增长法、RANSAC 几何模型拟合法等。该 方法速度快、准确性高,但比较局限于特定的几何模型,对复杂场景中的噪声比 较敏感,不能保证稳定的输出效果。

(2) 采用机器学习方法,利用多种 3D 特征描述子来学习点云特征从而实现 分类。由于不需要将几何图形拟合到点云物体中,因此不用推导几何模型的表达 式,且在有噪声、孔洞、遮挡、密度不均的点云场景中,机器学习技术理论上比 完全依据几何分析的方法要好。但机器学习方法存在的不足是用时较长,且需要 找到合适的特征描述子。

如图 4-1 所示,隧道待喷涂面点云具有紧密的连续性,没有清晰的边缘和边界,没有特定的几何形状,场景并不复杂,因此适合基于区域或属性的分割方法。

(1) 有代表性的基于区域的点云分割几何分析方法有区域生长法、超体聚类、 局部凸连接(LCCP)方法等。这些方法一般都需要预先给定参数,因此往往要面 临确定分割阈值的问题。文献<sup>[57]</sup>采用了区域生长法进行隧道待喷涂面的分割,通 过分析隧道切片特性获得曲率阈值。实际上待喷涂面区域是多种类型的破碎区域 拼接在一起的,其中包含有钢拱钢网及岩石面。因此文献<sup>[57]</sup>采用的是反向的方法, 通过区域生长得到最大的一片区域默认为已喷涂面区域,然后剩余的区域全部归 类为待喷涂面。由于表面破碎,文献<sup>[57]</sup>方法仍面临生长过度或者生长受阻等不确 定情况,由此得到的区域有大量杂点,还需要通过聚类去除。

(2) 机器学习方法能和各种类型的点云分割方法相结合,尤其是基于属性的方法,很好地解决阈值的确定及小样本的问题。根据数据的连续性,机器学习分为预测结果为连续的回归问题以及预测结果为离散的分类问题,而点云的分割属于分类问题。常用的机器学习分类方法有支持向量机 SVM、决策树、神经网络、xgboost、随机森林等。高旭敏<sup>[61]</sup>等人将 SVM 方法与传统的线点集分割拟合方法结合,采用三个特征作为特征向量即取得了很好的激光雷达线特征提取效果。浙 江大学的常同辉<sup>[62]</sup>将复杂曲面特征输入 LibSVM 从而预测高斯曲率阈值,进而将阈值用于区域生长法,实现三维曲面的的区域分割。

本文主要解决的是隧道点云的多分类的问题。该目标物体曲面复杂度不高,可以采用现有的点云3D特征<sup>[66]</sup>进行表征以及采用有监督学习方法进行分类和分割。机器学习的一般过程包括数据预处理、特征工程、特征训练等步骤。本文所用数据已经过预处理,因此主要探究问题在于选择合适的特征、分类器以及超参数。本文对现有的分类器不做改进,创新性主要体现在机器学习方法在待喷涂面分割问题中的引入,以及点云团块特征的提取上,同时要考虑到表 4-1 所示的用时稍长、对点云密度敏感、依赖邻域的选取等缺点。

4.1.2 常用分类器

分类器用于对给定训练集*T* = { $[a_1, y_1], [a_2, y_2], \dots, [a_i, y_i]$ }  $\in$  (Ω×*Y*)<sup>*l*</sup>进行分类。 其中,  $a_i \in \Omega = R^n$ , 即输入空间Ω中每个点 $a_i$ 都由 n 个属性特征组成; 输出序列  $y_i \in Y(i = 1, \dots, l)$ 表示输出空间*Y* 中的每个点的类别。常用的分类器有以下几种:

(1) SVM

支持向量机(SVM)方法基本原理为找到 $R^n$ 上的实值函数g(x),从而用分类函数f(x) = sgn(g(x))推断对于每个输入数据对应的属性。SVM 一般采用核函数 $K(x,x_i)$ 将原本的线性空间变成一个更高维空间,用超平面对数据分类后再降到低维,通过求解二次规划问题完成分类判别<sup>[63]</sup>。不同核函数对于同一个问题可能有不同结果。除线性函数外,常用 $K(x,x_i)$ 还有多项式函数、RBF 径向基函数等。

(2) 逻辑回归

相比于输出值为连续的回归模型 *y* = *X*θ (*X* 为样本输入, θ 为求解的目标参数),逻辑回归方法一般通过 sigmoid 函数曲线输出映射到[0,1]值域的离散结果,采用对数似然损失函数作评估,从而实现对数据的分类。该方法有训练较快、对小噪声不敏感、易欠拟合等特点。

(3) 决策树

决策树是一种通过自上往下的分支节点判断并输出结果的树形结构,每当一个节点无法判断分类时就分裂出子节点,并确定适宜阈值从而提高分类准确率。 常用决策树包括 ID3、C4.5 及分类回归树 CART 等。其中 CART 最为常用,通 过回归并解析子节点的均方差判断分类及中止,从而降低运算量,并通过剪枝避 免过拟合。

(4) 随机森林与极限树

随机森林(Random Forest)方法是一种的经典的并行集成学习方法,对于每个 决策树单元的分类结果进行投票并给出票数最高的结果,一般优于单个的弱分类 器。与之类似的极限树(Extremely-andomized Trees)是一种随机性更强的决策树集 成学习方法,可以随机分裂节点。该类方法的优点是准确率较高、受噪声影响较 小、泛化能力强,可以不必剪枝、大量调参以及降维地处理高维输入样本,并且 能评估各个输入特征的重要性。

(5) Xgboost

Xgboost(eXtreme Gradient Boosting)是以 CART 为基本单元的经典的串行集 成学习方法,相比于传统的梯度下降树,对损失函数进行二阶泰勒展开并加入正 则化项,用于防止过拟合。Xgboost 也可以分析特征的重要性。与之同类型分类 器 Catboost 也是一种对梯度下降树的改进,主要特性为可以将分类特征转换为数 值特征,以及对特征进行组合分类。

4.2 基于点云几何特征学习的开挖面快速分割

4.2.1 基于体素网格的点云分块方法

(1) 常用点云分块方法

点云机器学习方法常用于道路车辆、森林树木、街区建筑等物体的分割。一 般先采用 RANSAC 方法拟合地面平面或直接采用直通滤波方法去除地面,使物 体点云成为孤立的点云团块,然后进行聚类分割,提取出一个个团块分别放入分 类器进行分类。其去除地面并聚类分割的过程与本文通过数据预处理时分离杂点 的过程相似。

获取点云团块的方法有大量的相关研究,常用方法有投影邻域、Meanshift 聚类、Cluster 聚类、欧式聚类、超体聚类、k 近邻以及组合团块 Group<sup>[68]</sup>等。其中,投影邻域受到投影角度的限制,运算量较大,处理速度也较慢; Meanshift、Cluster 聚类能比较好地描述点云局部特征,但处理速度较慢; 欧氏距离适用于均匀分布的点云,对于存在孔洞的点云并不适用; 超体聚类的晶核生长具有一定的随机性,且需要人为设置多项生长参数并调试效果,最终仍要面临超体合并及分割线的问题; k 近邻方法一般用于求解单个点处的几何特征,可以很好地处理非欧数据<sup>[69]</sup>,但当点云密度不均时,会对点云邻域的选取造成不利影响。

(2) 隧道点云团块

隧道壁面点云具有非常紧密的连续性,不能通过欧氏聚类或密度聚类等方法 进行分割,而直接根据曲率或法向量等单一特征也不能对其进行表征。如果对所 有点直接计算多种特征属性,会导致运算量极大。而实际上邻近的点有相同的属 性特征,只需要计算关键点处的特征即可。

端到端的 3D 物体检测网络 Voxelnet<sup>[70]</sup>采用体素网格给点云分块分组,并对 散点和团块特征并行计算,实现多层的体素特征编码和稀疏张量表示,实现了高 效、规则的三维特征编码,大幅减少了人为设计点云团块的工作量。使用深度、 高度和宽度分别为(D,H,W)的立方体表示整个输入点云,则每个体素的深度、高 度和宽度则为(vD,vH,vW)。按此方法分组,每个团块中的点的数量分布不均。 Voxelnet<sup>[70]</sup>解决方法为给定一个固定数目 k,对于每一个包含点数不小于 k 的体 素网格,随机采样 k 个点;对于包含点数小于 k 的体素格则予以丢弃。

本文参考 Voxelnet<sup>[70]</sup>提出的网格采样方法,然后将每个体素网格中的采样点 作为团块。一般地,在计算点云局部特征时,本身也并不需要对点云中所有点进 行计算,而只需要计算一些关键点,从而大幅降低特征描述的运算量<sup>[53]</sup>。因此体 素团块很好地兼顾了采样点的密度和数量,也保留了局部细节特征。

综上所述,本文沿用常用的点云机器学习过程,并采用 Voxelnet 的体素分组 方法,对每个体素网格内的点进行随机采样以及分类判断,因此本文方法基本过 程如图 4-2。该方法适用于具有拓扑几何特征的紧密连续点云的区域分割,不需 要再考虑点云的独立分块。



图 4-2 本文方法进行开挖面分割基本过程

对团块直接进行特征计算,则团块大小的选择非常关键。较大的团块会导致特征被扭曲,不能很好地贴合局部特征;团块较小则可能使点的法向受噪声影响, 方向杂乱,不能很好地估计局部切平面。待喷涂面中包含有钢拱和岩石区域,其 中钢拱是体形最大的特征区域,团块尺寸应至少达到钢拱宽度。根据隧道钢拱宽 度 *B*,团块尺寸设为 *B*<sup>3</sup>mm<sup>3</sup>,团块内采样点数 k 取训练样本分块后的所有团块内 包含点数的平均值。

4.2.2 点云几何特征提取

(1) 常见几何特征

在基于特征的点云配准、点云压缩等问题中,点云特征提取是低层次技术和 关键问题之一。点云特征识别的主要对象是点云所具有的几何形状特征,包括角 点、拐点、脊线、棱线等。三维点云物体识别需要比较点云与目标点云物体之间 的局部特征并配对。表面法线即为一个点的邻域信息编码的例子。对于好的三维 点云特征,应符合以下标准:

① 刚体变换不变性:能够在旋转、平移这类刚体变换之后保持特征不变;

② 对噪声的鲁棒性:噪声造成的测量误差对特征估计影响较小;

③ 分辨率不变性: 当点云密度分布不均时, 受到影响较小

点云的局部特征提取方式,一直以来是传统点云处理的研究热点。因为本文 设计到的点云数据集较少,不利于采用自动特征工程,因此主要采用人工分析和 设计几何特征,并在此基础上尽可能提升方法的鲁棒性。

传统的点云处理一般都是采用人工几何特征方法,主要方式可分为三种:

直接利用点云整体或局部的几何特性,如位置、曲率、法线、密度等。
 此类特征能描述比较基础但关键的点邻域自身几何特性;

② 点云特征描述子,如快速点特征直方图描述子(FPFH)、3D Shape Context、纹理特征、旋转图特征(Spin Image)、深度图像(Range Image)、NARF 关键点、VFH 视点特征直方图(Viewpoint Feature Histogram)、RoPs 特征(Rotational Projection Statistics)、全局一致的空间分布描述子特征 Globally Aligned Spatial Distribution (GASD)等。该种方法对点云直接处理、效率也较高,能反映点在空间中与周围区域的相关性,但运算量较大;

③ 将点云转化为面,比如平面拟合、曲面拟合、局部微分插值或者三角网格重构,然后再利用重构以后的拓扑信息进行处理。点云的网格重构一般运算量较大、算法复杂,一般用在局部少量点云的拟合和特征提取。

由于隧道各区域之间的特征都是渐变的,本文采用的体素团块在团块内部各 点的特性可以认为具有统一性,不需要进行进一步的抽样关键点的特征组合,也 不需要表征复杂特征或全局相关性的特征描述子。本文主要采用体素单元整体几 何特性进行分类。

(2) 开挖面几何特征

开挖面的几何特征主要包括通用的局部几何特性与根据隧道自身结构分析 出的特有的结构特性。

① 点云通用几何特性指标

已喷涂面、地面主要为平滑曲面,掌子面较为平滑,但相比已喷涂面有较多 的局部凹凸点,而待喷涂面点云较为杂乱和粗糙。

能表现凹凸性的几何特性主要有曲面法线、主方向、主曲率、高斯曲率、平均曲率等。目前通常对三维点云使用主成分分析(PCA)<sup>[64]</sup>来估计点云各点的法向和曲率。Cao<sup>[65]</sup>等人的研究表明,与其他正常的估计方法相比,主成分分析的时间最短,因此适用于大规模的点云。对于体素网格内的 k 个点,计算中心点(*x*,*y*,*z*)。协方差矩阵 Co 如下式

$$C_{o} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k} \begin{bmatrix} (x_{i} - \bar{x})^{2} & (x_{i} - \bar{x})(y_{i} - \bar{y}) & (x_{i} - \bar{x})(z_{i} - \bar{z}) \\ (x_{i} - \bar{x})(y_{i} - \bar{y}) & (y_{i} - \bar{y})^{2} & (y_{i} - \bar{y})(z_{i} - \bar{z}) \\ (x_{i} - \bar{x})(z_{i} - \bar{z}) & (y_{i} - \bar{y})(z_{i} - \bar{z}) & (x_{i} - \bar{x})^{2} \end{bmatrix}$$
(4-1)

由*C*。可以获得三个特征向量和特征值*λ*<sub>1</sub>,*λ*<sub>2</sub>,*λ*<sub>3</sub>,其中*λ*<sub>1</sub> > *λ*<sub>2</sub> > *λ*<sub>3</sub>,最小特征 值*λ*,对应的特征向量即为法线*N*(*p*)。*λ*<sub>1</sub>,*λ*<sub>2</sub>,*λ*<sub>3</sub>特征值可用于获取发散状指数、 面状指数、线性指数等常见的点云的低层次三维特征<sup>[66]</sup>。

粗糙度指一簇点云相对于其所在平面的距离分布特性,即所有点在z轴方向 上到平面距离平方和的均值。首先应找到与该点云分布最为集中的平面。对于含 有 n 个点的点集,要对其找出一个平面 z = ax + by + c,使得所有点到该平面上的 距离之和最小,即

$$[a,b,c] = \arg\min\sum_{i=1}^{n} (z_i - (ax_i + by_i + c))^2$$
(4-2)

令
$$v_i = z_i - z$$
,  $V = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \cdots & v_n \end{bmatrix}^T$ , 则粗糙度 $R_{cloud}$ 为  
 $R_{cloud} = \frac{V^T V}{n}$ 
(4-3)

由此本文得到如表 4-2 中所示的点云 3D 特征作为通用型的特性指标。

	表 4-2 点云 3D 特征							
序号	<b>3D</b> 特征	计算公式	序号	3D 特征	计算公式			
0	特征值和	$\sum \lambda = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3$	4	发散状指数	$s_{\lambda} = \frac{\lambda_3}{\lambda_1}$			
1	曲率变化	$C_{\lambda} = \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}$	5	面状指数	$P_{\lambda} = \frac{\lambda_2 - \lambda_3}{\lambda_1}$			
2	特征熵	$E_{\lambda} = -\sum_{i=1}^{3} \lambda_{i} \ln(\lambda_{i})$	6	局部粗糙度	R <sub>cloud</sub>			
3	各向同性	$O_{\lambda} = \sqrt[3]{\lambda_1 \lambda_2 \lambda_3}$						

+ 10 + - 00 11/-

② 隧道特有结构特性指标

根据隧道自身结构的特点,且考虑到隧道点云成圆柱面回旋分布,需要选取 具有径向旋转不变性的能体现点云粗糙程度的几何特征,因此不能直接采用团块 某个轴向上的方差作为指标。

a. 基于隧道轴向(x 轴分布)

隧道点云的法线一般平行或垂直于隧道,不同类表面的法线与轴向 v.(1.0.0) 的偏角总体上存在不同;此外轴向上能表征点分布特征的还有极差及方差;

b. 基于隧道径向及 z 轴分布

径向值即极坐标下的r值,其极差及最值能表征闭块径向厚度及相对于轴线 的距离,是标准圆隧道最重要的评估指标,对于任意轮廓的隧道也有一定的参考 性。隧道径向分布及z轴高度应该是掌子面及地面区别于其他表面的重要依据。

c. 基于局部谷脊特征

谷脊特征主要是为了尝试区分隧道钢拱。根据钢拱点云在径向截面上的 U\V 型形状特性,采用二次曲线拟合误差及内部中空度作为局部谷脊特征。中空度指 团块内所有点在几何中心点 $\bar{p} = (p_{max} + p_{min})/2$ 一定范围内的点的数量。

由此本文得到如表 4-3 中所示的隧道局部结构特征作为特有的特性指标。

	表 4-3 隧道局部结构特征(序亏接表 4-2)							
序号	3D 特征	计算公式	序号	3D 特征	计算公式			
7	轴向偏差	$\varepsilon_x = < N(p), \vec{v}_x >$	11	径向最值	r <sub>min</sub>			
8	轴向极差	$d_x = x_{\max} - x_{\min}$	12	团块高度	$\overline{Z}$			
9	轴向方差	$D_x = D(x)$	13	二次拟合误差	$\varepsilon_{f} = \sum_{i=1}^{n} \left( z_{i} - fit(x_{i}) \right)^{2}$			
10	径向极差	$d_r = r_{\max} - r_{\min}$	14	中空度	$b = \sum_{i=1}^{n} \operatorname{sgn}(\left\  p_i - \overline{p} \right\ _2 - \frac{B}{4})$			

将点云通用几何特性、隧道特有结构特性作为指标,得到15维的特征向量

$$a = \{\sum \lambda, C_{\lambda}, E_{\lambda}, O_{\lambda}, s_{\lambda}, P_{\lambda}, R_{cloud}, \varepsilon_{x}, d_{x}, D_{x}, d_{r}, r_{\min}, \overline{z}, \varepsilon_{f}, b\}$$
(4-4)

(2) 隧道点云 P<sub>tuns</sub> 样本特征提取

如图 4-3 所示,首先将 TES-S 中完整的隧道点云手动分割为 Rock(待喷涂面)、 Wall(已喷涂面)、Ground(地面)、Work(掌子面)、Arch(钢拱)五部分。由于点云区 域边缘呈现过渡特性,没有非常明确的分界线,因此手动标注也不一定完全准确。 此外 Arch 与 Rock 之间黏连紧密,其标注过程非常耗时耗力。为减少分类误差, U 型钢拱区暂时归类为 Rock,而 Arch 只包含 V 型和 I 型钢拱区。TES-U 标注集 由 TES-S 标注集形变得到。



图 4-3 开挖面点云手动标注

然后对各部分点云分别自动划分体素网格,体素大小为 B<sup>3</sup>mm<sup>3</sup>,采样点数量 k=60,由此得到大量的体素团块。对这些样本全部求解出特征向量并分别标记其 所属分类为

 $y = \{$  'Ground', 'Rock', 'Work', 'Arch', 'Wall'  $\}$  (4-5)

TES-S 标注集与 TES-U 标注集因为空间跨度体积不同,因此体素团块数不同,两者得到样本数分别如表 4-4 及表 4-5 所示。

表 4-4 TES-S-P <sub>tuns</sub> 标注集各类别样本量						
样本量	Ground	Rock	Work	Arch	Wall	
ID1	514	498	382	408	386	
ID2	596	595	395	462	423	
ID3	494	532	384	489	403	
ID4	472	482	415	425	456	
ID5	433	486	376	377	323	
ID6	602	574	418	423	465	
ID7	580	613	387	448	459	
ID8	481	434	402	372	451	
ID9	504	560	361	441	483	
总计	4676	4784	3520	3845	3849	

表 4-5 TES-U-Ptuns 标注集

样本量	Ground	Rock	Work	Arch	Wall
ID1	507	494	377	396	347
ID2	589	578	383	451	405
ID3	488	517	369	481	392
ID4	470	481	404	409	437
ID5	430	475	367	376	316
ID6	599	558	412	412	462
ID7	568	608	374	434	443
ID8	472	412	397	354	448
ID9	577	549	341	439	410
总计	4700	4672	3424	3752	3660

几种类型的数据量分布基本是均衡的。钢拱区域虽然在侧面看起来体积较小,但实际上点的密度比其他区域较高,且在隧道径向上分布较多,因此该区域 包含点的数量并没有比其它区域少太多。TES-S及TES-U标注集总计数量为 {'Ground':9376, 'Rock':9456, 'Work':6944, 'Arch':7597, 'Wall':7509}.

此外,因为特征的尺度不同,分类前需先对数据进行标准化。

$$y' = lower + (upper - lower) * \frac{y - \min}{\max - \min}$$
(4-6)

4.2.3 分类器训练及点云分割

(1) 分类器选择

首先使用 scikit-learn 调用章节 4.1 中介绍的几种分类器,并采用随机搜索方式快速搜参,比较多种分类器的性能。变量 TP(真阳性)和 FP(假阳性)分别表示正确和错误标注的目标样本的数量,TN(真阴性)和 FN(假阴性)表示正确和错误标注的非目标样本的数量。常用的评估指标有 Accuracy 准确率、Precision 精确度、Recall 召回率和 F-Score 分数:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$
(4-7)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$
(4-8)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$
(4-9)

$$F - Score = \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$
(4-10)

为概括性地评估分类器的基本性能,本章选用准确率 Accuracy 作为基本评价 指标。模型采用 k 折交叉验证进行评估。k 折交叉验证是应用较多且比较有说服 性的模型验证方法,可以有效避免模型的过拟合与欠拟合。一般将原始数据均分 为 K 组,将每个子集数据分别当作验证集,令剩余全部子集数据作训练集,并 将由此得到的 K 个模型的验证集平均分类准确率作为此分类器的性能指标。 TES-S/TES-U 标注集每类样本数据量约为 7~9k,本文选择 K 值为 10 进行评估。

如图 4-4 为多种分类器的交叉验证测试准确率的箱型图,分别为 RBF 核函数的支持向量机(RbfSVC)、逻辑回归(LR)、决策树(DT)、随机森林(RF)、 xgboost(XGB)、极限树(ET),从中发现 xgboost 效果明显优于其他几种分类器。



图 4-4 多种分类器初始分类效果

(2) 特征筛选与超参数获取

本文采用 xgboost 方法,继续进行参数优化以提高分类准确率。对于 xgboost 中的主要参数,本文调用 Hyperopt 库自动调参。常用的调参方法有网格搜索、 随机搜索等。网格搜索作为一种穷举方法,搜索速度较慢;随机搜索速度较快但 不能保证较好的搜参结果。Hyperopt 是一种通过贝叶斯优化(序贯模型优化)进而 调整参数的工具,利用平滑性,可以大规模实时处理连续、离散、条件变量等, 速度及效果都较好,除网格搜索、随机搜索以外也可以调用模拟退火等方法。 初次调参得到最优参数{'learning\_rate': 0.059974724630018086, 'max\_depth': 9, 'min\_child\_weight': 2, 'n\_estimators': 342, 'subsample': 0.7}, 准确率达到 0.86910, 各特征的重要性如图 4-5 所示。



由此可知 f2 特征熵、f4 发散状指数、f14 中空度的特征重要性表现较差。剔除f2、f4、f14 特征后再次调参,得到最优参数 {'learning\_rate': 0.05119949449260036, 'max\_depth': 14, 'min\_child\_weight': 3, 'n\_estimators': 492, 'subsample': 0.57},准确率达到 0.88203,得到了 1.3%的提升。

以 TES-S-ID2 标注集为例,各分类的混淆矩阵如图 4-6 所示。其中 Wall 与 Rock 之间、Ground 与其它面之间易发生混淆都是可以预见的情况。手动标注的 准确性是影响该分割效果的重要原因之一。如果有更多的数据集或更精细的手动 边缘标注,应该能进一步提升分类准确率



## 4.3 基于欧式聚类的分割边缘裁剪

采用机器学习方法对五种隧道结构进行分割,虽然准确率已经达到 80%以上,但是如图 4-7 所示,错分情况客观存在,并且分割结果的边缘较为凌乱,不能达到喷涂路径规划需要的效果,因此需要进行后续的再分割处理。



图 4-7 点云分类效果

(1) 欧式聚类

本文采用欧式聚类方法,清除各个类别点云分割结果中的离散点,减少错误分割。将点云区域按重要性确定聚类次序,先聚类不重要的区域,保留其中点数最多的一组,并将剩余区域都作为离散点就近划分给邻近区域用于再次聚类。欧式聚类的最小点数及最大点数意义不大,重要的顺序及距离阈值设置如表 4-6。

表 4-6 欧式聚类参数设置							
顺序	1	2	3	4	5		
类别	Work	Ground	Wall	Arch	Rock		
距离阈值	В	В	В	$W_a$	В		
邻近区域	Rock	Wall	Rock	Rock	Wall		

经过聚类处理后的点云分区如图 4-8 所示,很好地减少了点的错分情况。



(2) 待喷涂面分割

聚类后得到的点云分区符合真实的分区情况,但边缘杂乱,尤其是待喷涂面 (Rock)与已喷涂面(Wall)之间的边缘并不适合用于喷涂路径规划,因此根据需要 将区域进行整齐裁剪。掌子面及地面的边缘影响不大,不是喷浆需要考虑的范围 因此不需要裁剪。

对于分割结果中不规则的边缘,参考文献<sup>[57]</sup>的隧道切片序列分析方法进行整 齐分割。将 Wall 和 Rock 区域点云按 x 轴方向按照 $W_d(W_d \in [voxelsize, W_a])$ 的厚度 分别进行切片,可以得到 n 个宽度为 $W_d$ 的切片并且统计每个切片  $P_i$ 包含的点数  $h_1 和 h_2$ 。沿 x 轴方向,当 $h_2 > h_1$ 即同一切片内 Rock 比 Wall 属性的点更多时,将 该切片所在位置 m 作为两片区域的分割点,将两片区域的点云合并后重新分配。 如图 4-9 为示例点云的切片及分割线分布,图 4-10 为点云裁剪前后的效果对比, 显示出了在适宜区域的整齐裁剪效果。



图 4-10 Rock 与 Wall 表面裁剪效果

4.4 本章小结

本章采用机器学习方法对已经矫正了隧道轴向的开挖面点云进行区域分割。 首先确定了以体素团块作为基本单元,根据点云常用的凹凸与粗糙几何特征以及 体现隧道结构的特征指标对多种开挖面的五类表面进行分割;通过对多种分类器 进行调参并比较,选出表现最好的分类器 xgboost 并进行特征筛选及调参,准确 率达到 88.2%。实验结果表明,本文所提的机器学习方法可以稳定地切割出隧道 开挖面的各类表面。最后结合欧式聚类方法及隧道切片特性对待喷涂面与已喷涂 面边缘进行了裁剪,得到了可用于喷浆路径规划的开挖面分区结果。

## 第5章 基于定向边缘生长的隧道钢拱提取

隧道钢拱的特征在章节 1.1.1 已有详细介绍。值得注意的是,在第4章中并 没有获得本文需要的全部钢拱分区。第4章特别分离出钢拱的 V 型和 I 型区域作 为 Arch 面,而将 U 型区域归为 Rock 面,主要是为了易于标注,同时可以简化 分类模型,防止 Rock 数据出现分类异常。本章主要研究在待喷涂面提取全部钢 拱区域,即便其部分区域其实已经与待喷涂面具有完全相同的几何特征,需要增 加额外的约束条件进行分析。

#### 5.1 钢拱提取可行方法

其特征较为特殊而研究者对于该领域的研究较少。文献<sup>[71]</sup>采用类似 YOLO 的 深度学习方法从图片中识别钢拱区域,该方法需要结合激光雷达的定位拼接。但 在隧道环境中仍是雷达的防护等级、精度及抗噪性能更优,如果能直接处理雷达 点云会更直接方便。本文结合对隧道检测方法和点云目标检测方法的文献调研,整理得到以下一些在隧道钢拱点云识别问题中潜在可行的方法,并分别予以探 究。这些方法包括一个基于轮廓公差<sup>[72]</sup>和隧道轴<sup>[73]</sup>的隧道基本检测方法,以及 一些基于传统几何特征描述子的 Harris3D<sup>[74]</sup>, SIFT3D<sup>[75]</sup>,和 NARF<sup>[76]</sup>目标检测 方法。此外,边界检测 <sup>[9]</sup>可以用来检测钢拱边缘的点。

目前,也有一些卷积神经网络可以用于点云的分类和分割,主要包括:(a)基 于多视图的方法,如MVCNN<sup>[77]</sup>和GVCNN<sup>[78]</sup>;(b)基于 voxel 的方法,如VoxNet<sup>[79]</sup>、 PointGrid <sup>[80]</sup>;(c)基于点云的方法,比如 PointNet<sup>[81]</sup>。这些方法不适用于钢拱的提 取,常见的原因有:(a)钢拱与周围隧道壁之间过渡面相对光滑,分割边界模糊。 从理论上讲,目前的卷积神经网络很难准确地分割钢拱边缘。(b)钢拱检测的目 标是获得钢拱的最外边缘轮廓,该轮廓具有突出的几何特征,适合传统的点云检 测方法。

本文对以上介绍的可行方法进行分析比较如下:

(1) 隧道轮廓截面[73]

轮廓截面检测是最常规的隧道检测方法,即通过比较点云到隧道轴线的距离 与设计钢拱截面到隧道轴线的距离的差值,如果点云符合该阈值则属于钢拱上的 点。该方法对钢网的干扰和隧道轴线标定误差敏感。此外,钢拱的安装不可避免 地有一定的倾斜与扭曲,因此采用固定的阈值对其进行判断会产生较大误差。

(2) Harris3D<sup>[74]</sup>, SIFT3D<sup>[75]</sup>

这些特征点是对二维图像特征描述方法的扩展,广泛用于点云的配准、识别和分类。由于纵向布置的钢拱与横向布置的钢拱具有相似的 Harris3D 和 SIFT3D

特性,因此不适用于区分钢拱与防护钢网。

(3)  $NARF^{[76]}$ 

NARF(Normal Aligned Radial Feature)关键点用于从深度图像中识别物体,可以基于点云法线用于识别点云边缘。提取 NARF 关键点要求同时考虑点云面与边缘的变化,需要有足够的邻域用于估算法向量,且从不同角度可以重复检测。

其检测步骤包括:

 遍历深度图像,在有深度变化的点的邻域做边缘检测,并根据变化情况 计算该点是特征点的可信度。

② 对特征点可信度进行平滑滤波,再进行非极大值抑制最终获得关键点。

采用该方法,可以将隧道点云的中心作为观测点,将其扩展成距离图像进行 边缘检测。观测点的选取只要是在隧道内部,就不会遮挡钢拱边缘信息。

(4) 边界检测[9]

基于给定的欧氏距离和 kd-tree 搜索方法,对点云进行三角化后检测出孔的边界。钢拱对激光的屏蔽作用导致了钢拱后点云中存在多种带状孔洞。同时,对于已经被混凝土覆盖了表面的钢拱,其已不存在明显的边界。

(5) MVCNN<sup>[77]</sup>, GVCNN<sup>[78]</sup>

将三维点云从多个视图投影到二维图像中,结合图像处理方法,使用 CNN 提取每个视图的特征。投影方法会导致钢拱形结构的关键几何空间信息丢失,影 响点云的分割精度。

(6) Voxnet<sup>[77]</sup>, Pointgrid<sup>[80]</sup>

该方法将无序点云体素化为规则结构,然后利用神经网络结构学习其特征。 该方法存在以下缺点:体素网格布局效率低;计算过程占用内存大、耗费时间; 体素化造成细节处的信息损失。用该方法处理钢拱提取问题会使问题复杂化。

(7)  $Pointnet^{[77]}$ 

这类方法不需要进行点云数据的特征选择,而是提取每个独立点的特征描述和全局点云特征描述。即便如此,因为钢拱区域的狭长特性,如果要采用Pointnet<sup>[77]</sup>方法,也不能将钢拱区域作为一个完整点云物体来检测,而要采用和Voxnet<sup>[77]</sup>类似的方法将钢拱区点云分割成独立个体,形成数据样本。它可以用来检测区域,而不是钢拱的边缘。同时该方法存在一定的弊端:

 对于网络的建构要求较多,如确定网络层数、激活函数等,需要大量的 样本;

2 在处理大规模点云数据时,没有考虑点与邻域信息之间的关系,导致信息丢失。

5.2 基于边缘生长方法的隧道钢拱检测

5.2.1 区域生长法(Region Growing)

区域生长是点云分割常用的方法。它在分界面的末端得到曲面的边界,并应 用于平面,如建筑<sup>[67]</sup>。首先,如果当前种子点与邻域点之间的曲率小于曲率阈值, 则将其归为同一类簇;然后,将曲率差小于曲率阈值的两个聚类合并到同一个聚 类中。该算法通过对比相邻点的局部法向量的角度,将符合相同约束的相邻点合 并为一个点云。为减少最终聚合而成的区域的数量,需要从最平坦区域开始生长。 因此,区域增长一般先从最平坦区域即最小曲率点处开始。

区域生长的过程为:

(1) 对于原始点云中的所有未标记点,先将点按照曲率值排序,并从中找出最小曲率值点添加到种子点集;

(2) 对于每个种子点,算法都会发现周边的所有近邻点。计算每个近邻点与当前种子点的法线角度差,如果差值小于设置的阈值,且它的曲率也小于本文设定的阈值,则这个点就被添加到种子点集,即属于当前生长中的平面,而被从原始点云去除。

(3) 设置最小点簇和最大点簇点的数量 min 和 max。重复第 2 步,算法会生 成点数在 min 和 max 范围内的所有平面,并且不同的生长平面会被设置为不同 颜色用于区分。

(4) 直到算法在原始点云的剩余点中生成的点簇不足 min,算法停止工作。

区域生长法通过种子点根据表面特征不断生长,直到种子点到达边界,一定 程度上可以将钢拱点与其它点进行分离。但由于钢拱区域和钢拱间的待喷涂面具 有相似曲率,而该方法的分割效果依赖于给定的参数,对粗糙、复杂曲面的适应 性较差,因此区域生长法在解决钢拱问题上并不能达到预期效果。

5.2.2 边缘生长法(Directed Edge Growing, DEG)

区域生长法通常取曲率最小的点作为种子点,然后判断邻域内的候选点是否与种子点属于同一区域。区域生长法的约束条件可以根据具体问题进行调整。Pan等人<sup>[82]</sup>选择重叠区域的边界线而不是单个点作为区域生长方法的种子。Wang<sup>[83]</sup>等人基于局部正态显著性检测边界并提取最低值。

本文提出一种基于几何特征的钢拱点提取算法,定向边缘生长方法(DEG)。 因此,在种子点的位置、候选点的选择条件、种子点的生长方向等方面都增加了 一些限制。与区域增长相比,DEG 具有不同的检索约束,具体如下:

(1) 初始种子点为多个,并沿点云的一侧分布。定向边缘生长(DEG)方法是 基于区域生长方法,用一排种子来提取连续的钢拱突起上的点。

(2)选取邻域内最低位置的点(边缘点)作为新的种子点,并存储在钢拱点云集 Parch 中。DEG 的生长条件由种子点的局部正态显著性决定。在搜索半径内的 候选点邻域内搜索局部法线方向上的最显著点及其周围邻域内的点,并将其存储 在 Parch 中。

(3) 种子点应该沿着某个确切的方向在点云曲面上生长,并在邻域点集为空时自动插值种子点。

本文设定种子点初始时沿着隧道点云 P<sub>rock</sub> 一侧下端的边缘均匀分布,向着隧道的另一侧下端进行定向生长,并对钢拱的缺失点插值,从而获得获得一个精确的钢拱点云 P<sub>arch</sub>。图 5-1 主视图显示了种子点的生长起止条件和单条钢拱区域生长过程过程,俯视图显示了多条钢拱的种子点生长过程。



其中, *L<sub>s</sub>*为初始点的点集, 沿隧道一侧边缘平行于 x 轴均匀地排成一条直线。 *L<sub>s</sub>*中的各点在点云 *P<sub>rock</sub>*[i]边缘上搜索到的最近的点形成初始种子点集 *L*<sub>1</sub>。从种 子点 *S<sub>i</sub>*邻域内的候选点 *c<sub>i,i</sub>*中来搜索最优点 *O<sub>i</sub>*。如图 5-1 所示, 使用最优点 *O<sub>i</sub>*沿 方向向量集合 *v<sub>i</sub>*到达下一个种子点。其他主要变量及含义如表 5-1 所示。

	表 5-1 定向边缘生长基本变量及含义
变量	含义
$P_{rock}[i](x,y,z)$	点 Prock[i]的三维坐标信息
$N(P_{rock}[i])$	点 Prock[i]的法线向量
$N(\mathbf{S}_{\mathrm{i}})$	种子点 Si 的法线集,用来搜索 Oi
$N(O_i)$	最优点 O <sub>i</sub> 的法线集,用来计算生长方向 v <sub>i</sub>
$\mathbf{s}_1$	边缘生长过程的起始角度
$s_2$	边缘生长过程的结束角度

(1) 种子点生长选择条件

估算法线方向采用 PCA 方法,搜索以*W<sub>a</sub>*为半径的邻域内的所有点求解协方 差矩阵。在计算法线方向时,需要根据 *N*(*P<sub>rock</sub>[i])与 <i>P<sub>rock</sub>*[i]的点积的正负性,判 别法线的方向,将计算结果调整为一直朝向隧道内部轴线方向如下式所示。

$$N(P_{rock}[i]) = \operatorname{sgn}(N(P_{rock}[i]) \cdot P_{rock}[i])N(P_{rock}[i])$$
(5-1)

对于点云 P 中的一点 p, 搜索半径  $W_a$  范围内的点集  $P_p[i]$ , 进而点集  $P_p[i]$ 的 局部法向显著值可由如下公式得到

$$D(P_{p}[i]) = (P_{p}[i] - p) \cdot N(p)$$
(5-2)

(2) 种子点生长起始条件

正如图中所示, $s_1 和 s_2$ 由点云 $P_{nock}$ 的Y和Z轴坐标得到

$$s(P_{rock}) = \min_{P_{rock}} \frac{P_{rock}[i].z}{\left[\left[p_{rock}[i].y, p_{rock}[i].z\right]\right]}, P_{rock}[i] \in P_{rock}$$
(5-3)

$$s_{1,2} = \arcsin s, \left(s_{1,2} \in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{2}\right], s_1 < s_2\right)$$
 (5-4)

该方法需要大量应用点云的邻域搜索。针对本文研究的具有遮挡空洞的大规 模隧道点云,K近邻搜索是分析描述点云局部性状的较优选择。三维点云的k近 邻搜索即在三维空间中寻找距离采样点最近的k个数据点。K近邻搜索对于均匀 和非均匀点云都能处理而且具有较高的处理速度。

k 近邻算法主要有三类,分别是基于 Voronoi 图论、立体栅格法和索引树法。 其中 Voronoi 图论方法计算量较大,需要考虑浮点数的处理,搜索效率较低。因 此常用的 k 近邻算法主要为立体栅格和索引树法,这两种方法都需要先对三维空 间进行划分。立体栅格法主要有逐层搜索法和空间球搜索法,其结构简单,栅格 易于获取,但需要较大的内存空间;索引树法主要包括四叉树、八叉树、KD 树 和 R 树搜索,其需要的内存空间较少,但搜索不同层的相邻叶子节点用时较长。 考虑到本文处理的点云数量较大,而搜索的范围较小,因此选用 Kd-tree 方法作 为基本的点云邻域搜索方式。 获取如图 5-1 所示的各种关键点的过程如下:

(1) 初始点L。

*L*<sub>s</sub>点是一列沿直线以间隔 *B* 均匀分布的点,用作点云生长的初始点,其坐标 设置如公式(5-5)。

$$\begin{cases} L_s[k].x = \min_{P_{rock}} (P_{rock}.x) + B \cdot (k-1) \\ L_s[k].y = \tan s_1 \min_{P_{rock}} (P_{rock}.z) \\ L_s[k].z = \min_{P_{rock}} (P_{rock}.z) \\ k \in [1, \min_{P_{rock}} (P_{rock}.x) / B], k \in N^* \end{cases}$$
(5-5)

(2) 初始种子点L

通过 Kd-tree 方法搜索  $L_s$  点集中每个点在点云  $P_{rock}$  中的最邻近点,一一对应得到初始种子点  $L_1$ 。此外,  $L_1$ 也属于最优点集  $O_1$ ,即

$$O_1[k] = L_1[k]$$
(5-6)

(3) 新种子点S<sub>i</sub>

为了得到新种子点*S<sub>i</sub>*[*k*],需要将上一步得到的最优点*O<sub>i</sub>*[*k*]沿向量*v<sub>i</sub>*[*k*]移动 2*B*的步长。向量*v<sub>i</sub>*[*k*]是沿着隧道墙壁弯曲走势的。*v<sub>i</sub>*[*k*]和*S<sub>i</sub>*[*k*]可以通过以下 公式得到

$$v_i[k] = 2B \cdot \frac{v_x \times N(O_i[k])}{|v_x \times N(O_i[k])|}$$
(5-7)

$$s_i[k] = O_i[k] + v_i[k]$$
 (5-8)

因为*S<sub>i</sub>*[*k*]是通过公式求解出的点,在点云*P<sub>rock</sub>*中并不存在对应的点。为简化 求解过程,提升速度,并不重新计算*S<sub>i</sub>*[*k*]处的法线,而是在已经求解出的法线 集 N 中,取*S<sub>i</sub>*[*k*]的最邻近点*S<sub>i</sub>*[*k*]'处的法线直接使用,即

$$N(s_{i}[k]) = N(s_{i}[k]')$$
(5-9)

(4) 最优点集O<sub>i+1</sub>

在点云 $P_{rock}$ 中,搜索 $S_i[k]$ 附近距离范围B内的点,得到候选点 $c_{i,j}[k]$ 。正如以下公式,点 $c_{i,j}[k]$ 的局部法向显著值为

$$D(c_{i,i}[k]) = (c_{i,i}[k]) - s_{i}[k]) \cdot N(s_{i}[k])$$
(5-10)

为了保证钢拱检测的完整性,降低噪声的影响,对候选点按其局部正常显著性进行排序,选取最显著的点加入点云 *P*<sub>o</sub>(*i*)[*k*]中。点云 *P*<sub>o</sub>(*i*)[*k*]中元素的最大数量限制为 2*B*/voxelsize。

(5) 最优点集插值

因为在种子点附近半径范围内可能搜索不到任何点,因此有两种情况。当搜 索不到点时则进行插值,即直接将种子点作为最优点并加入最优点集 O 中。

$$\begin{cases} O_{i+1}[k] = mean(P_o(i)[k]), P_o(i)[k] \neq \phi \\ O_{i+1}[k] = S_i[k], P_o(i)[k] = \phi \end{cases}$$
(5-11)

最优点 O 的插值效果如图 5-2 所示



种子点生长过程本质上是一个快速收敛到最优局部解的过程。从图 5-3-a 可 以看出,均匀分布的初始种子点快速收敛到最近的钢拱,并沿着钢拱生长,直到 到达隧道的另一侧。在初始位置,点云分布仍较为杂乱,而在终止位置每条钢拱 上的种子点是重合的,可以在重合的点中只取一个点。因此如图 5-3-b 所示,在 获得生长结束位置得到的种子点之后,再以此为初始种子点,反向生长一次,从 而使每条钢拱只有一条生长线。



(b) 反向生长图 5-3 完成最优点的识别结果O

如图 5-4 所示,同时检测本文的数据集中的圆形隧道和方形隧道数据,得到 了两种不同隧道的钢拱点云的识别效果。因此,可以证明该方法对隧道的几何轮 廓不敏感,可以明确有效地检测方形和圆形隧道上的钢拱点云。



### 5.3 钢拱检测实验

本文提出的算法在 TES-S-*P<sub>tuns</sub>* 及 TES-U-*P<sub>tuns</sub>* 数据集上进行了测试。隧道刚刚 被爆破,并安装了包括钢拱在内的支护结构,是典型的单台阶面隧道初喷场景。 由于没有专用于隧道的钢拱检测方法可用于对比实验,因此本文选取了一些潜在 可行的方法,包括截面半径法<sup>[73]</sup>、NARF<sup>[76]</sup>、xgboost、边界检测<sup>[9]</sup>和区域生长法。 传统的方法需要实验人员对参数进行测试和调整。对于这些对照方法,通过手动 调整参数,选取其中比较理想的特征点识别效果。本算法的参数设置如表 5-2 所示。它们是根据实际情况设置的,没有手动调节参数。

表 5-2 边缘生长方法的参数设置总结					
步骤	参数	意义			
搜索候选点	В	候选点的搜索半径			
种子点初始化	В	初始种子点的间隔距离			
生成种子点	2B	DEG 边缘生长的步长			
求解最优点	2B/voxelsize	Po(i)[k]候选点数量的最大值			

本文使用的工业 PC 配置了 CPU i7-6820EQ 和 DDR4 32G。这些方法在本文数据集中的同一组真实隧道点云 ID 1 上的实验结果如图 5-5 所示。这六种方法的参数设置和运行结果比较如图 5-5 所示。



图 5-5 定性实验结果比较(a)剖面半径;(b) NARF;(c) Xgboost;(d)边界检测;(e)区域生长; (f)DEG(本文方法)

	/ /	
方法	用时(ms)	参数设置
轮廓检测	5.517	半径 R=Rs+[630,640]
NARF	6.179	搜索半径=100mm
Xgboost	2041.353	训练准确率 0.882
边界检测	4.392	搜索半径=100mm,法向半径=100mm
区域生长	7.198	曲率阈值=0.03,法向阈值=30°
DEG	20.347	$W_a$ =1000mm, B=200mm, Voxelsize=26mm

表 5-3 多种方法在适宜参数设置下的用时比较

常见的点云处理方法及隧道检测方法基本都需要人为设定参数阈值,而本文 提出的方法除了用到少量与隧道基本特征有关的固有参数外,基本可以实现不需 要人为调整各项参数阈值。本算法每一步使用的参数设置都是基于 voxelsize 的三 个参数 W<sub>a</sub>和 B,这三个参数在数据集中已经给出,并且在实际施工中也易于获 取。因此,参数设置可以满足工程应用的实际要求。

5.3.1 定性分析

在隧道施工环境中,存在一些对于点云检测的干扰因素。通过对这些干扰因 素进行分析可以理解几种不同方法产生误差的原因,对于方法的改进有重要意 义。通过实地观察,隧道中存在的干扰因素主要包括以下几种:

- (1) 因钢拱的安装与拼接误差,钢拱存在一定角度的倾斜与扭曲;
- (2) 因遮挡造成的钢拱点云孔洞和缺陷;
- (3) 形状复杂的岩石表面造成的干扰;
- (4) 钢拱因为被混凝土覆盖的程度被分为了 U/V/I 三种类型;
- (5) 钢网与钢拱之间几何特征相似造成的干扰。

结合图 5-5,本文对实验结果的详细分析如表 5-4 所示。表 5-4 中的符号。 表示该方法可以避免干扰,而×表示相反。从表 5-4 综合看出,本文的方法在克 服隧道施工环境的干扰方面比其他方法有更明显的优势。

干扰项\方法	截面轮廓	NARF	Xgboost	边界检测	区域生长	边缘生长
钢拱歪斜	×	0	0	0	0	0
点云孔洞与遮挡	0	0	0	×	0	0
复杂岩面外形	0	×	×	0	×	0
混凝土覆盖的钢拱	0	×	×	×	×	0
钢拱与钢架外形相似	×	×	×	×	×	0

表 5-4 隧道点云对几种检测方法的干扰情况

#### 5.3.2 定量分析

为了量化分析钢拱检测算法的性能,对本文数据集的钢拱点云边界进行人工标注,并与自动检测结果进行对比。其中,未考虑钢拱点云缺失数据和边缘生长过程中在点云中的插补面积。以变量 TP(真阳性)和 FP(假阳性)分别表示正确和错误标注钢拱点的数量,FN(假阴性)表示错误标注非钢拱点的数量。本章采用Yang<sup>[85]</sup>等人使用的 Precision、Recall 和 F-Score 标准对钢拱检测结果进行评估,指标计算式在第4章已经给出。

人工标记数据基于已经截取出的待喷涂面,仅用于评价算法对钢拱板边缘的 提取效果。因此,数据集预处理中采用的体素滤波方法对于判断本章节中的钢拱 架识别的精度和查全率没有直接影响。从隧道内部向上看,图 5-6 显示了本文的 钢拱提取结果



● 手动标注钢拱 ● 自动识别钢拱
图 5-6 从俯视角度比较本文算法与人工标注数据的钢拱检测结果

表 5-5 所示为基于上述两个准则的钢拱结构提取算法的性能。

			~ 55		1 H J M J J M J	四川从不	1 10			
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	平均
Precision	0.911	0.928	0.922	0.917	0.936	0.924	0.941	0.959	0.918	0.928
Recall	0.918	0.904	0.927	0.910	0.876	0.906	0.858	0.906	0.847	0.895
F-Score	0.914	0.915	0.924	0.913	0.905	0.914	0.897	0.931	0.881	0.910

表 5-5 九组数据的钢拱检测效果评估

实验结果表明,该算法的平均精度达到 92.8%,且检测出的钢拱点沿钢拱边 均匀分布,不存在区域性集中的检测空白。算法的平均召回率和 F-Score 率分别 达到 89.5%和 91.0%。

此外,本文比较了不同方法得到的结果的平均准确率、回忆率和 F-Score 率,得到了直观的比较结果,如表 5-6 所示,实验结果表明,与对照组相比,本文方法具有较高的准确率和查全率。

表 5-6 多种方法的检测精度及召回率的比较					
方法	Precision	Recall	F-Score		
截面轮廓半径	0.125	0.053	0.074		
NARF 关键点	0.218	0.424	0.288		
边缘检测	0.081	0.572	0.142		
区域生长法	0.064	0.559	0.115		
边缘生长法(本文)	0.928	0.895	0.910		

为了估计该算法的抗噪性能,本文在预处理后的点云 ID 1 中加入高斯噪声 (期望值=0),并对有噪声的混合数据进行处理。一系列实验结果的标准差σ(σ= 10、50、100、150、200、300 毫米)如图 5-7 所示。因为钢拱的厚度是 200 毫米, 当噪声的σ达到 200 毫米时,钢拱的轮廓边缘完全模糊。然而图 5-7 中σ= 200 的 结果表明,该算法依然能够识别钢拱的边缘。噪声达到 300 毫米时,钢拱外形已 经被完全模糊,达到本文方法的检测极限,然而检测结果仍然具有一定参考性。 事实上,本文采用的激光雷达精度达到厘米级,在施工环境中不可能达到σ= 300 毫米这样高强度的噪声。



图 5-7 加入不同程度的高斯噪声的测试结果

### 5.4 本章小结

本章主要阐述了如何从非标隧道的待喷涂面点云中获取钢拱区域。本文提出 了一种基于区域生长原理的定向边缘生长(DEG)方法来检测隧道中岩石表面的 多个钢拱。从 TES 数据集中提取钢拱的实验结果表明,该算法对隧道轮廓不敏 感,可以在不需要人工辅助的情况下有效地同时检测出隧道的多个钢拱。通过定 性分析和定量分析,说明并验证了本文所提方法比其他潜在的可行方法更有效而 且具有很好的抗噪声干扰能力,能有效地应用于实际工程项目。

## 第6章 基于深度图像的非标隧道超欠挖计算

隧道自动化施工时需要进行超欠挖检测,从而计算喷涂量需求。对于隧道中 的超挖部分一般优先进行喷涂,欠挖部分进行人工铲除,因此本文分析超欠挖主 要是根据喷浆机每层喷涂量对待喷涂面进行分层并检测连通域,从而获得能直接 应用于喷浆路径规划的分层结果。

6.1 隧道超欠挖检测原理

根据以往的施工方法,获取超欠挖量的基本过程为:

(1) 获取隧道断面参考线

 人为地给出断面参考线并在 CAD 等可视化软件中通过人机交互将采集 数据与标准轮廓进行对齐并标记出超欠挖区域。作为比较传统但精度较高的方 法,一般结合通过全站仪及反光标靶获得的断面实测点,将断面点拟合成图形, 再与与设计标准轮廓相比较,进而求得超欠挖所在区域。

② 对于无序三维激光点云或移动激光雷达直接获取的海量点云,一般将整体点云采用 RANSAC 方法拟合出圆柱轴线,再沿轴线均匀插值并切片得到一系列断面;在断面上以轴点所在位置为圆心,隧道设计标准圆弧半径为参考,沿径向判断隧道轮廓上的点是否属于超挖区域。

对于动态的自动喷浆过程中的隧道超欠挖计算与检测,人工交互式截面分析 明显注重精度而缺少时效性。李徐然<sup>[86]</sup>等人提出一种快速计算超欠挖量的方法, 先将已喷涂面与待喷涂面分割开,再根据初次衬砌面(已喷涂面)在轴线方向的投 影拟合成圆形作为断面参考线,但也指出采用衬砌面拟合线直接作为参考线并没 有很高的精度。而在安装过程中经过测量的隧道钢拱比隧道已喷涂面更接近标准 设计轮廓,且精度更高,因此适宜作为快速超欠挖检测的参考线。

(2) 隧道点云栅格插值方法

计算隧道超欠挖一般首先要将点云栅格化处理,然后对每个栅格单元求取体 积并累加。由于原始点云并非规则分布,与图像的矩阵格式不同,因此需要进行 点云的栅格化,同时对空缺的像素点进行插值。点云的栅格化过程即为离散点云 内插成规则格网数据的过程。常用的几种空间离散点插值方法有线性插值、三次 插值、最邻近插值、B样条曲面插值等方法。

在野外探测、土方计算等工程应用中比较常用数字高程模型(Digital Elevation Model, DEM)来有序地表示地面高程,其数据组织表达形式一般有规则的矩形 格网与不规则的三角网两种。规则矩形网格内插常用方法有距离反比权值法 (IDW)和克里金插值法。IDW 方法是通过计算预测点位置附近的离散点群的高程

平均值来估算出预测点的高程值(一般指 z 坐标值),是一种简洁有效的快速插值 方法。克吕金插值法也根据已知采样点和预测点间的距离决定权重,但不仅考虑 采样点间的距离,还考虑采样点的整体空间分布自相关情况,因此能得到非常光 顺的插值效果。

(3) 超欠挖计算

一般的圆柱隧道点云,直接按柱坐标获得直方图并将实测数据与参考面直接 相减即可<sup>[48][86]</sup>,本质就是采用柱坐标转换的方法将圆柱隧道点云映射到平面并 获取超欠挖二维直方图。对于非圆柱的隧道,不能直接采用柱面坐标展开的方法, 因此本文需要另外设计隧道展平映射方法。本文在前文中采用的由圆形隧道映射 变形为方形隧道的方法以及隧道轴向的矫正对于点云轮廓提取以及栅格化提供 了方法基础,也体现了本文开挖面识别系统方法设计的连贯性。

## 6.2 基于深度图像的超欠挖计算

文献<sup>[48]</sup>提供了一套比较完整的基于激光点云深度图像的圆柱隧道超欠挖检测方法如表 6-1。在其基础上,本文改进提出一种用于带支护结构的非标隧道的超欠挖图像检测方法如表 6-1。本文主要创新包括:(1)增加了非标隧道的轮廓提取与展平过程;(2)将钢拱作为目标喷涂面及喷浆区域分割线;(3)将半径搜索邻近点插值的方法改为可直接达到相同目的的 k 近邻搜索,从而减少检测时间;(4)依次计算包括超欠挖在内的用于喷浆的多层区域。

顺序	内容	文献[49]	本文		
1	轴向提取	人机交互配准轴向	GPDV 自动搜索		
2	轮廓提取	环绕轴线的圆形轮廓	栅格投影自动提取任意轮廓		
3	点云展平	圆柱坐标转换	任意轮廓序列映射		
4	计算距离差	依据圆柱隧道的设计半径	依据钢拱拟合的目标喷涂面		
5	点云栅格化	2阶 IDW, 半径搜索邻近点	2阶 IDW, k 近邻搜索		
6	连通域提取	闭运算,只求解超欠挖连通域 不考虑钢拱	闭运算,依次求解喷涂分层连通域 考虑钢拱分割		

表 6-1 深度图像超欠挖计算过程及本文方法

本文的轴向提取方法 GPDV 在前文已有介绍。之后,本章方法步骤包括:

(1)根据隧道轴向栅格投影获取隧道轮廓从而将待喷涂面展平;(2)根据已知的隧道钢拱拟合出目标喷涂面,求解隧道中每个点到目标喷涂面上的距离偏差;
(3)通过 IDW 的方法将点云距离差生成为栅格化的隧道超欠挖深度图像;(4)根据阈值将隧道各层依次进行闭运算、钢拱分割、连通域提取,从而检测出各喷涂层区域并统计超欠挖面积和体积;(5)检测结束后,将二维栅格图像映射回三维坐标,根据分层标准对各层区域采用不同色彩区别显示。

#### 6.2.1 基于栅格投影的隧道轮廓提取

本文提出的基于隧道轴向及栅格投影获取非标隧道轮廓的方法,主要包括获 取栅格投影、极坐标变换、曲面插值、轮廓平滑等过程。

(1) 获取投影栅格点数分布 D<sub>turs</sub>(i, j)



图 6-1 TES-S-ID1-P<sub>tuns</sub> 点云

对于如图 6-1 所示的矫正轴后的隧道点云  $P_{tuns}$ ,获得其沿 x 轴向的体素投影。 投影后得到的 $V_{tuns}$ ,其 y 轴正向对应  $P_{tuns}$ 的 z 轴正向,其 x 轴正向对应  $P_{tuns}$ 的 y 轴负向。

$$V_{tuns} = voxel(P_{tuns}M_x) \tag{6-1}$$

栅格坐标变换:设置体素大小为2B,设V<sub>tuns</sub>的第i行j列的栅格中的点的数量为D<sub>tuns</sub>(*i*, *j*),得到如图 6-2 所示的图像(此处 i, j可以为负)。后续只对D<sub>tuns</sub>(*i*, *j*)进行处理而非原始点云。



恢复变换:累加值矩阵的行列号相当于对原始三维点云进行了尺度放缩。第 i行j列的栅格的中心点的坐标与原尺度三维坐标系的坐标关系为

$$x = 0, y = B \cdot i, z = B \cdot j \tag{6-2}$$

(2) 按极坐标展开的投影栅格点数分布 D<sub>tuns</sub>'(θ,r)
 极坐标变换:按下式,将 D<sub>tuns</sub>(i, j)按照极坐标展开得到 D<sub>tuns</sub>'(θ,r) 如图 6-3。



图 6-3 极坐标系  $\theta OR$  下的  $D_{tuns}'(\theta, r)$ 

恢复变换:此时根据 i 和 j 及式(3-16),由*D*<sub>mus</sub>'(θ,r)到原始点云转换,则坐标 为(θ,r)的点与原尺度三维坐标系的坐标关系为

$$x = 0, y = B \cdot r \cos \theta, z = B \cdot r \sin \theta \tag{6-4}$$

(3) 对 D<sub>mm</sub>'(θ,r) 曲面插值获得隧道轮廓

每个 $\theta$ 对应的隧道轮廓上的点为一一映射。由于 $D_{tuns}$ '( $\theta$ ,r)为不均匀的离散点,需要先进行曲面插值,然后对于每个 $\theta$ 列,取 $D_{tuns}$ '( $\theta$ ,r)的最大值点的坐标。

本文此处插值的主要目的是得到均匀分布且光滑的矩阵,并定位到每个角度 下的密度最大栅格点的位置。基于三角形的线性插值和三次插值一般不能填充得 到完整矩阵,而最邻近插值法会产生多个相同的最值点,不易定位到唯一最值。 此处采用克里金方法插值后,找到每列最大值点的坐标,连接得到隧道轮廓点如 图 6-4 红色点所示。



(4) 隧道轮廓线性平滑

如图 6-5 所示,将基坐标系下得到的轮廓点转换回直角坐标系,可以得到隧 道的完整轮廓。但由于栅格点造成的错位,隧道轮廓并不完全顺滑。



因此,在极坐标系中采用一维全一卷积 *E*<sub>1xn</sub> 对轮廓点在极坐标下的半径值 r 序列进行线性平滑。以方形隧道为例,分别采用不同尺寸卷积平滑的效果如所示。 其中,*E*<sub>1x11</sub> 长度的卷积相比 *E*<sub>1x3</sub> 和 *E*<sub>1x7</sub> 效果较好,而 *E*<sub>1x15</sub> 使轮廓失真。



根据式(3-18)可以将得到的轮廓序列再转换回原始坐标系,即雷达坐标系。 6.2.2 任意截面隧道点云沿轴线展平方法

公路铁路隧道一般为圆柱状,煤矿巷道一般为方形。对于圆柱隧道点云可直 接采用 RANSAC 圆柱拟合获得隧道圆心位置,并根据方程直接将圆柱变换展开 为平面;对于方形的巷道,可以直接按照平面进行超欠挖检测。对于非标隧道, 则需要依据隧道基本轮廓进行展平。 本章提出采用类似本文章节 2.2 数据扩增所用的方法,以隧道基本轮廓为参照,以平行于地面的平面作为目标面,将隧道点云延展为平面,用于数据存储以 及后续的系列处理,原理如图 6-7 所示。



图 6-7 任意隧道轮廓展开方法

与数据扩增有所不同,任意截面隧道展平为平面的具体步骤如下:

(1) 根据已知的 P<sub>1</sub>点的直角坐标,求解出柱面坐标,并根据其角度,找到基本轮廓上角度值最相近的一点 P<sub>0</sub>;

(2) 求解 P<sub>1</sub> 点到 P<sub>0</sub> 点处的切平面的距离 d 及垂足 P<sub>0</sub>'点;

(3) 获得垂足 Po'点处的柱面坐标值,并依此推出垂足 Po'点处的柱面坐标;

(4) 展平得到的 P<sub>1</sub>'点将以极坐标中的角度值作为横坐标,半径值作为纵坐标。在展平后的平面点云中将以角度均匀分布,这也是 P<sub>1</sub>'点与 P<sub>0</sub>'点有相同角度值的原因。

通过以上步骤的计算可得到一个隧道平面展开图。本文对一组非标隧道数据 处理效果如图 6-8 所示。在点云展平过程中,只要保留点云中点的索引,即可将 点的检测结果对应回原始点云坐标,从而形成原始点云与展平点云的映射关系。



6.2.3 隧道超欠挖分级深度图像生成

(1) 基于钢拱点拟合的目标喷涂面

在人工操作初次喷浆的过程中,一般以喷涂量刚好覆盖到钢拱表面为喷浆标准,喷浆厚度不超过钢拱表面 5cm。因此,本文提出根据当前的钢拱架形状作为目标喷涂面求得超欠挖量。通过计算待喷涂面上的点至目标喷涂面上点的最短距离及正反方向,自动计算出隧道的超欠挖量。如图 6-9 为采用本文方法(机器学 习方法及边缘生长法)提取出的待喷涂面和隧道钢拱点云展平后的结果。



图 6-9 TES-U-ID1 展平后的待喷涂面及隧道钢拱点云最优点(红色点)

竣工隧道常用 B 样条曲面拟合方法<sup>[87]</sup>,但若以分布稀疏不均且存在畸变的隧 道钢拱点作为控制点会造成过拟合。本文既已将隧道沿轮廓展平,因此直接对钢 拱点进行平面拟合,使钢拱所在面的高程归零。

$$fit(x, y) - z = 0 \tag{6-5}$$

通过拟合得到如图 6-10 所示的基于钢拱表面的目标喷涂面。



图 6-10 TES-U-ID1 根据钢拱拟合的目标喷涂面

对于隧道待喷涂面上某一点 P(x<sub>p</sub>, y<sub>p</sub>, z<sub>p</sub>),其相对于目标喷涂面的距离为

$$d_{p} = z_{p} - fit(x_{p}, y_{p}) \tag{6-6}$$

由此得到待喷涂面所有点相对于目标喷涂面的距离差矩阵D,。

(2) 隧道超欠挖灰度图像的生成

规则矩形格网内插<sup>[88]</sup>的方法得到的以( $X_0, Y_0$ )为起始点、( $D_x, D_y$ )为间隔距离的点云网格平面上,行列分别为i和j的某点 $P_{ii}(X_i, Y_i)$ 的坐标为

$$\begin{cases} Xi = X_0 + i \cdot D_X \\ Yi = Y_0 + j \cdot D_Y \end{cases}$$
(6-7)

IDW 法假设附近点与预测点之间的距离越近则对预测点高程值影响越大,由此给离散点群的高程平均值计算引入距离反比权重。因此预测值的高程表示为

$$\hat{z} = -\sum_{i=0}^{n} \frac{1}{d^{\alpha}} z_i \tag{6-8}$$

其中α常取1或2。

隧道点云比较密集,点云数量大,并不要求插值曲面非常光滑,但要求插值 结果尽量不失真的同时有较高的运算速度,因此本文与文献<sup>[48]</sup>同样采用二阶 IDW 方法。但相比于文献<sup>[48]</sup>所用的自适应采样点搜索半径的方法,本文直接采 用 k 近邻搜索预测点附近的 k 个采样点,用于计算权值的距离 d 为预测点与采样 点在平面投影上的距离。获取深度图像的过程如图 6-11 所示。



图 6-11 点云栅格投影原理图

其中图像的深度值 D 由点云的高程值 z 按 255 归一化得到。距离差 D<sub>p</sub>直接 栅格化与插值栅格化的对比图如图 6-12。



(b) 插值栅格化 图 6-12 TES-U-ID1 完整待喷涂面直接栅格化与插值栅格化对比

图 6-13 显示了局部细节的对比,可以看出图 6-13-a 中的钢网、图 6-13-b 中的钢筋细节都保留完好,而图 6-13b 中原本缺失的雷达扫描线也被填补。



(a) 局部对比 1
 (b) 局部对比 2
 图 6-13 待喷涂面点云直接栅格化(上)与插值栅格化(下)对比图

点云孔洞填补和插值很好地保留了细节,同时也起到一定的平滑滤波作用。 图中每一个像素在实际场景中代表 5 x 5 cm 大小。图像中每个点的深度值表示点 到待喷涂面的 z 方向的距离。

根据隧道施工标准,按照点到目标喷涂面的距离进行分层,分层标准如表 6-2 的表格所示。在超挖线与钢拱架安装线之间特定厚度的区域内视为正常施喷区 域,根据喷浆机施喷厚度分为一层和二层喷涂。超出正常喷涂范围以外的且体积 较大的区域视为超挖区域。对深度图像直接分层的结果如图 6-14 所示。

表 6-2 分层指标					
	距离 d/mm	分级	颜色		
1级	d>400	超挖			
2级	200 <d≤400< th=""><th>一层喷涂</th><th></th></d≤400<>	一层喷涂			
3级	0 <d≤200< th=""><th>二层喷涂</th><th></th></d≤200<>	二层喷涂			
4级	d<0	完成面或欠挖			



图 6-14 TES-U-ID1 点云投影分层图像

6.2.4 隧道深度图像联通轮廓检测技术

直接分层符合定义标准,但并不利于常规的喷涂路径规划。如图 6-14,在点 云中存在两个问题:

(1) 面积极小的超挖可以排除,不必用于专门的喷涂规划;

(2) 相邻的超挖区域可以适当地连接成片,统一为一片区域。

为此,本文采用四邻域连通图文献<sup>[48]</sup>的方法,但在此基础上叠加隧道钢拱分割,对直接分层得到的隧道超欠挖区域图像二值化并统计各层每个连通图包含的像素个数。连通区域分析(Connected Component Labeling)指将图像中的各个连通区域找出并标记,是图像分析处理常用基本方法。本文图像处理主要步骤如下:
(1) 超挖聚合

首先将超挖层转换为二值图像,由于喷浆机喷头覆盖范围达到直径 50cm,因此距离在 25cm 以内的同级喷浆区域在喷涂时可以视为连成一片处理。每个像 素实际表示 5 x 5 cm 的大小,因此在取连通域之前先采用大小为 11x11 的圆盘型 卷积和进行闭运算,将小型同级区域聚合起来,同时也清理了杂点。

(a)分层图像	二值化	
94. A.M.	-7-7	
(b)闭运		

图 6-15 超挖聚合

(2) 钢拱线叠加分割

在获取连通域前,先考虑到由于湿喷工作常以钢拱作为喷涂区域分界线,因 此在区域分割过程中将钢拱线一并叠加进来,作为蒙版将聚合的区域再切割。

	r.	
$a \in L_{-n}$ by the neuron		
(b) 钢拱点膨胀		
		يترجيد المراجع
	and the second	
()时从知识上厅上		

(c) 剔除钢拱点区域图 6-16 钢拱区域的叠加

(3) 连通域获取

对被钢拱分割开的图像进行取连通域操作,将点数较少的连通域去除,获得 区域轮廓及编号。



图 6-17 连通域的提取

此外,为回收轮廓提取后丢弃的像素,并不是一次性地获取所有分层,而是 先从1级分层即超挖开始提取连通域,再从剩余的像素中根据分层指标获取2 级分层,扣除2级分层点后再提取第3层……依此类推,最终得到了面积合理的 各拱间面的各级分层区域,并记录编号、位置及区域内点的索引。

如图 6-18 所示为经过轮廓提取处理后的各级隧道点云的分层结果,通过比较可知分层连通域方法解决了两个问题:孤立的小型超挖区域归类为一级喷涂面;距离较近的小型超挖区域聚合为大型超挖区域。



(b) 图像处理后图 6-18 隧道展开点深度图像分层结果

每个连通域的面积为每个栅格的面积之和,体积为每个栅格的体积之和,每 个栅格的体积即面积与深度之积。由此可以获得包括超欠挖区域在内的各层各区 域面积和体积。

6.3 隧道超欠挖计算实验效果

依据文献[48]的实验方式,本文从精度和用时方面评估所提方法的有效性。

(1) 检测精度实验及分析

本文在展平前的待喷涂面 TES-S-ID1-P<sub>rock</sub>点云中目测并手动截取出超欠挖区域,点云数量有 10 万点左右,点云展平用时 1.224s。由于 TES-U-ID1 的隧道壁 在展平前也为平面,因此相比于 TES-S-ID1 易于观测手动标记的面积尺寸。与本 文方法自动提取结果(如图 6-18)进行体积比较,结果如表 6-3 所示。

	55 八型沿水河16(		
检测区域	本文检测方法效果	手动标注	差值
1	9.313	9.221	0.092
2	3.485	3.329	0.156
3	2.786	2.634	0.152
4	1.924	2.019	0.122
5	3.296	3.132	0.136
6	1.373	1.521	0.148
7	1.187	1.082	0.105
平均			0.130

表 6-3 实验结果对比(单位:平方米)

因为手动选取也可能有不准确性,因此实验结果仅供参考,但 0.092~0.156m<sup>2</sup> 的检测偏差与文献<sup>[48]</sup>的 0.078~0.145m<sup>2</sup> 检测偏差范围近似,也能证明本文检测结 果有一定的有效性。本文方法是否达到施工应用的精度需求仍需在实际工作中进 一步考证。

(2) 检测用时实验及分析

本文以待喷涂面 TES-S-ID1-P<sub>rock</sub> 点云为例比较本文用时及文献[48]方法的用时,该组点云有 10 万点左右,各阶段用时比较如表 6-4 所示。

阶段	本文用时 s	文献 <sup>[48]</sup>	
隧道轮廓提取及展平	1.224	手动操作	
点云栅格化插值及投影	3.567	4.154	
超欠挖区域分割	0.985	0.552	
超欠挖面积及体积计算	0.353	0.348	
总计	14.225	/	

表 6-4 点云超欠挖检测各阶段用时

如表 6-4,因文献[48]方法用到了手工操作,因此两种方法总用时无法比较, 但自动算法必然更为省时。本文方法插值过程用时比文献[48]稍短,因为k近邻 搜索点速度更快;超欠挖区域分割用时稍长,因为本文方法是对四个分层依次处 理;两种方法在超欠挖计算上用时基本一致。总之,本文方法在用时方面与既有 方法相近,证明可以满足隧道施工过程中的快速大批量检测工作的需求。

#### 6.3.1 开挖面结构检测最终效果

完成超欠挖检测这一步骤后,本文最终将所有开挖面特征集合到雷达坐标系下的直角坐标系中进行标注。对开挖面各种特征的位置、区域进行标注,便于施工人员点选,用于人机结合的喷涂路径规划。

表 6-5 开挖面点云结构识别信息存储		
参数	含义	
(i,j,d)	在栅格(深度图像)中的位置及深度	
(x,y,z)	三维坐标	
1	所属分层	
(n,s,v)	所属区域 n,区域面积 s,区域体积 v	
а	所属拱间编号	

本文处理过后的每一个点包含的标签信息如表 6-5 所示。

本文处理得到的可直接用于喷浆规划的隧道开挖面结构图像如图 6-19 所 示。其点云为按行列存储的有序点云。



6.4 本章小结

本章首先介绍了隧道超欠挖计算的常见方法,然后针对任意设计轮廓的隧 道,设计了一种基于栅格投影的任意隧道轮廓提取及轮廓延展技术,建立展平前 后点之间的对应关系;然后对展平后的钢拱表面点拟合为目标喷涂面,求解待喷 涂面上所有点到目标喷涂面的距离并根据该距离获得深度图;之后通过对深度图 进行分层连通域分析,得到超欠挖区块位置、面积及体积,并按照索引投影回原 始形状的隧道。本文最后进行了模拟隧道实验测试,实验分析了算法的精度和用 时,对于在实际喷浆过程中应用的有效性还需要今后在真实隧道中的喷浆实验来 验证。

## 第7章 工作总结与展望

7.1 论文总结

目前湿喷工况下的隧道初喷主要为人工操控喷浆机实现,对人工需求高、劳 动强度大,且对强烈的粉尘和噪声对工人健康不利。现阶段国家大力发展基础设 施建设,兴修公路铁路地铁交通网,尤其在崎岖地貌重点攻关,因此建设隧道的 需求量极大。建筑施工的智能化是工业机器人未来发展的重要方向,对社会生产 力和人民生活水平的提高具有重大社会意义。

目前公开发表的关于隧道自动喷浆机的相关研究较少,因此对隧道施工环境 的自动目标识别与检测的研究也处于空白。当前,社会上仍缺少可以灵活用于多 种施工隧道的环境感知检测系统。本文结合隧道施工的特点与实际情况,将点云、 图像、机器学习专业知识综合应用到产业项目之中,得到了较为稳定可靠的效果。

本文提出一个完整的适用于任意截面隧道的开挖面的结构检测系统,包括传感器硬件系统、与喷浆机的结合方式、数据集参数框架,并解决整个系统中的四个重点问题:

(1) 首先,提出一个通过最小化投影点云的密度方差(PDV)来校准隧道轴向的方法,并提出将方向向量用球面坐标表示,通过网格搜索获取最优的隧道轴向。通过与 RANSAC 比较实验表明本文方法有比较稳定的轴向提取效果。

(2) 其次,提出采用机器学习方法对点云体素单元根据隧道 3D 特征进行分 类;选择 xgboost 分类器对开挖面的五类表面点云进行分割,通过特征筛选提升 准确率达到 88.2%;然后采用聚类及隧道切片序列分析方法裁剪待喷涂面边缘。

(3) 然后,提出一种基于区域生长法的边缘生长法(DEG),根据待喷涂面上的隧道钢拱外形特点,以局部凹凸显著性对隧道钢拱进行检测;并与多种潜在可行方法进行比较,验证了方法的有效性。

(4)最后,提出一种依据隧道轴向投影提取非标隧道轮廓的方法,将点云沿轮廓展开;提出以隧道钢拱点云作为目标喷涂面的基于深度图像的超欠挖检测方法,计算点到目标喷涂面的距离从而获得深度图像,并以钢拱区域作为蒙版分割 超欠挖连通域。实验表明本文的轮廓展开方法得到的深度图像超欠挖检测结果与 同类研究有相似精度,具有应用可行性。

本文设计的施工隧道的开挖面结构识别技术紧密贴合隧道施工的实际情况, 依托实际湿喷机机型与真实隧道数据,应用多种模式识别方法,完成了隧道开挖 面的轴线、待喷涂面、钢拱、超欠挖等几个重要结构的检测,精度和识别速度上 也能满足实际工况的需求,填补了相关领域的研究空白,对推动全自动隧道喷浆 机产业落地有重要的应用价值。 7.2 工作展望

本文阐述了一套基于激光雷达的任意截面轮廓的隧道开挖面结构检测系统, 解决全自动湿喷机产业落地需要解决的四个基本问题。实验结果显示,算法对隧 道断面和不完整数据具有较强的鲁棒性。解决这四个问题后,激光雷达可以为喷 射路径规划提供必要的信息,理论上自动湿喷机在隧道施工中已经可以基本使 用,因此本文具有重要的工程应用意义。此外,本文提出的方法也可用于钢拱安 装精度的自动检测、煤矿巷道的自动导航,可以推广应用于架拱机、矿洞喷涂机。 下一阶段,可以进一步地研究更复杂隧道的钢拱结构提取算法,如采用多步开挖 法<sup>[89]</sup>开挖的隧道。未来需要建立一套完整的钢拱提取精度评价体系。此外,还可 以进一步研究移动激光扫描数据识别钢拱架的配准问题。接下来的工作大概为以 下几个方面:

(1) 对于隧道轴向的提取,目前建立在隧道较为平直的假设上。对于弯曲度 较大的隧道,需要进一步考虑隧道轴线的拼接问题;

(2) 目前用于处理的单台阶面的隧道点云一般只在掌子面周围有一圈待喷涂面。对于具有多台阶面的隧道<sup>[89]</sup>,需要进一步考虑隧道中有多处相互分离的待喷涂面的检测和分割问题;

(3)对于有多处分离的待喷涂面的隧道,需要分别设置新的钢拱边缘生长起 始位置;进一步地,未来需要研究能脱离隧道轴向,仅依据邻域点云变化趋势就 能进行正确生长的边缘生长方法;

(4) 今后随着数据集的扩增,可以应用深度学习技术对隧道点云进行分割, 减少人工特征,应对更加复杂的隧道类型;

(5) 目前还没有采用安装在机械臂上的雷达进行动态扫描,因此目前研究的 点云识别问题只是静态问题,还没有涉及到多角度扫描的配准以及喷涂过程中的 喷涂质量检测问题。随着湿喷机的改造进展,这将是今后要面临的新的研究点;

69

# 参考文献

- Rossi A, Vila Y, Lusiani F, et al. Embedded smart sensor device in construction site machinery[J]. Computers in Industry, 2019(108):12-20.
- [2] Fekete S, Diederichs M, Lato M. Geotechnical and operational applications for 3-dimensional laser scanning in drill and blast tunnels[J]. Tunnelling and underground space technology, 2010, 25(5):614-628.
- [3] Xu F, Li S C, Zhang Q Q, et al. A new type support structure introduction and its contrast study with traditional support structure used in tunnel construction[J]. Tunnelling & Underground Space Technology, 2017, 63(3):171-182.
- [4] Liu H, Ye Q, Wang H, et al. A Precise and Robust Segmentation-Based Lidar Localization System for Automated Urban Driving[J]. Remote Sensing, 2019, 11(11):1348.
- [5] Li, J, Chen, S, Zhang, F, et al. An Adaptive Framework for Multi-Vehicle Ground Speed Estimation in Airborne Videos[J]. Remote Sensing, 2019, 11(10):1241.
- [6] Liu J, Li D, Feng L, et al. Towards Automatic Segmentation and Recognition of Multiple Precast Concrete Elements in Outdoor Laser Scan Data[J]. Remote Sensing, 2019, 11(11):1383
- [7] Reza M, Derek L, Janaka R. Robust Segmentation of Planar and Linear Features of Terrestrial Laser Scanner Point Clouds Acquired from Construction Sites[J]. Sensors, 2018, 18(3):819.
- [8] Wang Y, Wang J, Chen X, et al. Feature Surface Extraction and Reconstruction from Industrial Components Using Multistep Segmentation and Optimization[J]. Remote Sensing, 2018, 10(7):1073.
- [9] Sinh Nguyen, V, Hai Trinh, T, Ha Tran, M. Hole boundary detection of a surface of 3D point clouds[C]. IEEE 2015 International Conference on Advanced Computing and Applications (ACOMP), Ho Chi Minh City, Vietnam, 23-25 November 2015, pp. 124-129.
- [10]李顺, 卢向林, 郭玉树. 全站仪三维坐标测量在大跨度公路隧道监测中的应用[J]. 水利水电施工, 2019(04):98-102。
- [11]谢嵩. 基于单目 DSO 的地下空间三维点云重建[D]. 电子科技大学. 2018.
- [12]秦玉鑫. 煤矿灾害信息探测机器人系统研制及其地图构建与路径规划研究 [D]. 河南理工大学, 2015.

- [13]苏胜利. 基于二维激光雷达的自动室内三维重建系统[D]. 浙江工商大学, 2007.
- [14]Han J Y, Guo J, Jiang Y S. Monitoring tunnel deformations by means of multi-epoch dispersed 3D LiDAR point clouds: An improved approach[J]. Tunnelling and underground space technology, 2013, 38(9):385-389.
- [15]Delaloye D. Development of a new methodology for measuring deformation in tunnels and shafts with terrestrial laser scanning (LIDAR) using elliptical fitting algorithms[D]. Kingston: Queen's University, 2012.
- [16]尤相骏, 詹登峰. 一种新型三维激光扫描隧道测量点云坐标定位方法的精度 评估[J]. 测绘通报, 2017(04):80-84.
- [17] Yuhui Z, Shaohua W, Xi M, et al. Railway Tunnel Clearance Inspection Method Based on 3D Point Cloud from Mobile Laser Scanning[J]. Sensors, 2017, 17(9):2055.
- [18]张立朔,程效军.基于激光点云的隧道形变分析方法[J].中国激光,2018, 45(04):225-230.
- [19] 汪子豪. 从隧道三维点云中自动截取断面轮廓的方法[J]. 水利与建筑工程学报, 2015, 13(02):47-52.
- [20]戴子枢, 顾沉颖, 段创峰, 施永泉, 吴惠明. 基于激光测距的隧道断面收敛监测设备与断面重构方法[J]. 建筑施工, 2016, 38(06):793-796.
- [21]Puente, Iván, Akinci B, et al. A semi-automated method for extracting vertical clearance and cross sections in tunnels using mobile LiDAR data[J]. Tunnelling & Underground Space Technology, 2016(59):48-54..
- [22]Zhu N, Jia Y, Luo L. Tunnel point cloud filtering method based on elliptic cylindrical model[C]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences, Prague, Czech Republic, 12-19 July 2016, Volume 41.
- [23]Zhizhong K, Liqiang Z, Lei T, et al. Continuous Extraction of Subway Tunnel Cross Sections Based on Terrestrial Point Clouds[J]. Remote Sensing, 2014, 6(1):857-879.
- [24]Zhua N, Jiaa Y, Luo L. Tunnel Point Cloud Filtering Method Based On Elliptic Cylindrical Model[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2016, XLI-B1:735-740.
- [25]Yuhui Z, Shaohua W, Xi M, et al. Railway Tunnel Clearance Inspection Method Based on 3D Point Cloud from Mobile Laser Scanning[J]. Sensors, 2017,

17(9):2055.

- [26]J. A. Gonçalves, Mendes R, E. Araújo, et al. Planar projection of mobile laser scanning data in tunnels[J]. ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, XXXIX-B3:109-113..
- [27] Arastounia, M. Automated As-Built Model Generation of Subway Tunnels from Mobile LiDAR Data. Sensors, 2016, 16(9):1486.
- [28]朱鹔鹴. 基于三维激光扫描点云的隧道开挖面可视化识别技术[D].西南交通 大学, 2018.
- [29]Navarro J, Sanchidrián J A, Segarra P, et al. Detection of potential overbreak zones in tunnel blasting from MWD data[J]. Tunnelling & Underground Space Technology, 2018(82):504-516.
- [30]Claudio O, Elisa C, Pablo S, et al. Assessment of contour profile quality in D&B tunnelling[J]. tunnelling & underground space technology, 2018(75):67-80.
- [31]Gikas, V. Three-dimensional laser scanning for geometry documentation and construction management of highway tunnels during excavation. Sensors, 2012(12):11249-11270.
- [32]Lai P, Samson C . Applications of mesh parameterization and deformation for unwrapping 3D images of rock tunnels[J]. Tunnelling & Underground Space Technology, 2016(58):109-119.
- [33]Charbonnier P, Chavant P, Foucher P, et al. Accuracy Assessment of a Canal-Tunnel 3d Model by Comparing Photogrammetry and Laserscanning Recording Techniques[J]. ISPRS International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing & Spatial Information Sciences, 2013, XL-5/W2(5):171-176.
- [34]Cheng Y J, Qiu W, Lei J. Automatic extraction of tunnel lining cross-sections from terrestrial laser scanning point clouds. Sensors, 2016(16):1648.
- [35]Mah J, Mckinnon S D, Samson C, et al. Wire mesh filtering in 3D image data of rock faces[J]. Tunnelling & Underground Space Technology, 2016, 52(2):111-118.
- [36]Elberink S O, Khoshelham K. Automatic Extraction of Railroad Centerlines from Mobile Laser Scanning Data. Remote Sensing, 2015(7):5565-5583.
- [37]Du L, Zhong R, Sun H, et al. Cross-section Positioning Based on a Dynamic MLS Tunnel Monitoring System[J]. The Photogrammetric Record, Wiley Online Library: Hoboken, NJ, USA, 2019.

- [38]李静,李长青,邓洪亮. 三维激光扫描技术在隧道衬砌施工质量管理中的应用研究[J]. 施工技术, 2017, 46(14):134-136.
- [39]胡事民,杨永亮,来煜坤.数字几何处理研究进展[J].计算机学报,2009, 32(08):1451-1469.
- [40]Kuo C C, Yau H T. A new combinatorial approach to surface reconstruction with sharp features[J]. IEEE transactions on visualization & computer graphics, 2005, 12(1):73-82.
- [41]Ni H, Lin X, Ning X, et al. Edge Detection and Feature Line Tracing in 3D-Point Clouds by Analyzing Geometric Properties of Neighborhoods[C]. Remote Sensing, 2016(8):710.
- [42]张雨禾, 耿国华, 魏潇然. 散乱点云谷脊特征提取[J]. 光学精密工程, 2015, 23(01):310-318.
- [43]孙少锐,吴继敏,魏继红. 隧洞围岩分类与洞径和超欠挖之间的关系研究[J]. 岩土力学,2005,26(8):1278-1282
- [44]许磊, 王长进.隧道断面自动提取方法研究[J].铁道工程学报, 2016, 33(8):9 4-99
- [45]夏国芳, 王晏民. 三维激光扫描技术在隧道横纵断面测量中的应用研究[J].北 京建筑工程学院学报, 2010, 26(3):21-24
- [46]许磊, 王长进. 基于激光点云的隧道超欠挖检测方法研究[J]. 铁道工程学报, 2016, 33(12):77-81.
- [47] 孟庆年, 刘宝华, 张洪德, 等. 基于三维激光扫描技术的地铁隧道初支检测 方法研究[J]. 城市勘测, 2019(05):126-129.
- [48] 葛超, 郑顺义, 桂力, 等. 激光点云和图像处理技术在隧道超欠挖检测中的应用研究[J]. 测绘地理信息, 2020, 45(01):101-106.
- [49] Wang W, Wang Z, Han Y, et al. Continuous Section Extraction and Over Underbreak Detection of Tunnel Based on 3D Laser Technology and Image Analysis [C]. SPIE - The International Society for Optical Engineering, New York, 2015
- [50] Wang J, Zheng H B, Huang H, et al. Point cloud modelling based on the tunnel axis and block estimation for monitoring the badaling tunnel, China[J]. ISPRS International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing & Spatial Information Sciences, 2017, XLII-2/W7:301-306.
- [51]Agnisarman S, Lopes S, Chalil M K, et al. A survey of automation-enabled human-in-the-loop systems for infrastructure visual inspection[J]. Automation in

Construction, 2019(97):52-76.

- [52]Ester M, Kriegel H P, Sander J, et al. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise[C]. International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, USA, 2-4 August 1996, pp. 226-231.
- [53]陆桂亮. 三维点云场景语义分割建模研究[D]. 南京大学, 2014.
- [54] Attard L, Debono C, Valentino G, et al. Tunnel inspection using photogrammetric techniques and image processing: A review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018(144):180-188.
- [55]徐正元. 基于三维激光点云数据的隧道断面提取及应用研究[D]. 吉林建筑 大学, 2018.
- [56]Ke Y. Extruded Surface Extraction Based on Unorganized Point Cloud in Reverse Engineering[J]. Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics. 2005(17):1329-1334.
- [57]Zhang W, Qiu W, Song D, et al. Automatic Tunnel Steel Arches Extraction Algorithm Based on 3D LiDAR Point Cloud[J]. Sensors, 2019,19(18):3972.
- [58]陈明安. 地铁盾构隧道激光扫描海量数据处理及应用研究[D]. 北京交通大学, 2016.
- [59]于宝兴. 基于点云数据的隧道监测方案设计及方法研究[D]. 兰州交通大学, 2018.
- [60]安毅. 三维点云数据的几何特性估算与特征识别[D]. 大连理工大学, 2011.
- [61]高旭敏, 蒋林, 王翰, 等.结合 SVM 的激光雷达线特征提取算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(08):2384-2388.
- [62]常同辉. 基于机器学习的复杂曲面特征提取与分割方法及其应用研究[D]. 浙江大学, 2017.
- [63]张玲, 陈路路, 梁进科, 等. 一种基于支持向量机的雷达多目标分类方法[J]. 无线电工程, 2020, 50(01):53-56.
- [64]Hoppe H, Derose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points[J]. Acm Siggraph Computer Graphics, 1992, 26(2):71-78.
- [65]Cao J, Chen H, Zhang J, et al. Normal estimation via shifted neighborhood for point cloud[J]. Journal of Computational & Applied Mathematics, 2017(329):57-67.
- [66]马振宇, 庞勇, 李增元, 等. 地基激光雷达森林近地面点云精细分类与倒木 提取[J]. 遥感学报, 2019, 23(04):743-755.
- [67] Cai Z, Ma H, Zhang L. A Building Detection Method Based on Semi-Suppressed

Fuzzy C-Means and Restricted Region Growing Using Airborne LiDAR[J]. Remote Sensing, 2019(11):848.

[68]陆桂亮. 三维点云场景语义分割建模研究[D].南京大学,2014.

- [69]Li G, Muller M, Thabet A K, et al. DeepGCNs: Can GCNs Go As Deep As CNNs?[C]. International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea, 20-26 October 2019, pp. 9267-9276.
- [70]Zhou Y, Tuzel O. VoxelNet: End-to-End Learning for Point Cloud Based 3D Object Detection[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, UT, 2018, pp. 4490-4499..
- [71]Luo C L, Sha H, Ling C L, et al. Intelligent Detection for Tunnel Shotcrete Spray Using Deep Learning and LiDAR[J]. IEEE Access, 2020(8):1755-1766, .
- [72]Lam S Y W . Application of terrestrial laser scanning methodology in geometric tolerances analysis of tunnel structures[J]. Tunnelling & Underground Space Technology, 2006, 21(3/4):410..
- [73]Han J Y, Guo J, Jiang Y S. Monitoring tunnel profile by means of multi-epoch dispersed 3-D LiDAR point clouds[J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2013, 33(1):186-192.
- [74] Sipiran I, Bustos B. Harris 3D: a robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes[J]. The Visual Computer, 2011, 27(11):963-976.
- [75] Scovanner P, Ali S, Shah M. A 3-dimensional sift descriptor and its application to action recognition[C]. 15th ACM International Conference on Multimedia, Augsburg, Germany, 25-29 September 2007.
- [76] Steder B, Rusu R B, Konolige K, et al. Point feature extraction on 3D range scans taking into account object boundaries[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2011, Shanghai, China, 9-13 May 2011.
- [77] Hang S, Maji S, Kalogerakis E, et al. Multi-view Convolutional Neural Networks for 3D Shape Recognition[C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Santiago, Chile, 13-16 December 2015.
- [78]Feng Y, Zhang Z, Zhao X, et al. GVCNN: Group-View Convolutional Neural Networks for 3D Shape Recognition[C]. 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Salt Lake City, UT, USA, 19-21 June 2018.
- [79] Maturana D, Scherer S. VoxNet: A 3D Convolutional Neural Network for

Real-Time Object Recognition[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Hamburg, Germany, 28 September-2 October 2015, pp. 922-928.

- [80] Le T, Duan Y. PointGrid: A Deep Network for 3D Shape Understanding[C]. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Salt Lake City, UT, USA, 19-21 June 2018, pp. 9204-9214.
- [81]Qi C R, Su H, Mo K, et al. PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation[J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 22-25 July 2017.
- [82] Jun P, Zhonghao F, Shengtong C, et al. An Improved Seeded Region Growing-Based Seamline Network Generation Method[J]. Remote Sensing, 2018, 10(7):1065.
- [83] Wang H, Luo H, Wen C, et al. Road Boundaries Detection Based on Local Normal Saliency From Mobile Laser Scanning Data[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2015, 12(10):2085-2089.
- [84]Haque S M, Govindu V M. Robust feature-preserving denoising of 3D point clouds[C]. IEEE 2016 Fourth International Conference on 3D Vision (3DV), Stanford, CA, USA, 25-28 October 2016, pp. 83-91.
- [85] Yang B, Fang L, Li J. Semi-automated extraction and delineation of 3D roads of street scene from mobile laser scanning point clouds[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 79(5):80-93.
- [86]李徐然, 施富强, 廖学燕. 基于激光点云的隧道超欠挖自动计算方法研究[J]. 工程爆破, 2017, 23(06):17-21.
- [87]刘晓曼. 基于激光扫描的地铁隧道变形测量与分析研究[D].西南交通大 学,2018.
- [88] 王佩军, 徐亚明. 摄影测量学[M]. 武汉大学出版社, 2010.
- [89]Li P, Zhao Y, Zhou X . Displacement characteristics of high-speed railway tunnel construction in loess ground by using multi-step excavation method[J]. Tunnelling & Underground Space Technology, 2016, 51(1):41-55.

# 攻读学位期间主要研究成果

### 一、发表的学术论文

[1] 本人第一作者. Automatic Tunnel Steel Arches Extraction Algorithm Based on 3D LiDAR Point Cloud[J]. Sensors, 2019, 19(18): 3972.

[2] 本人第二作者. Interval Search Genetic Algorithm Based on Trajectory to Solve Inverse Kinematics of Redundant Manipulators and Its Application[C]. 2020 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). (Accepted)

[3] 本人第四作者. An Automatic Tunnel Shotcrete Robot[C]. 2019 Chinese Automation Congress (CAC), Hangzhou, China, 2019, pp. 3858-3863.

[4] 本人第一作者. 基于三维激光点云的隧道钢拱识别技术[C]. 2019 年湖南 省第十二届研究生创新论坛暨中南大学自动化学院首届研究生学术年会论文集.

#### 二、参加学术组织及活动

[1] IEEE ACCESS, Reviewer, 2019

[2] 中国计算机学会(CCF),学生会员,2018年至今

### 三、硕士期间参与项目

[1] 企业合作研究课题: "隧道自动喷浆机器人研究与开发", 2017.10-至今, 项目组主要成员.

[2] 中南大学研究生自由探索项目: "湿喷工况下隧道壁面三维扫描建模关键技术研究",项目编号 2018zzts552, 2018.3-2020.3,项目负责人,结题.

[3] 国家自然科学基金青年基金:"基于能见度检测的视觉空气质量估计",项目编号 61602520, 2018.12-2019.12,项目组主要成员,结题.

[4] AIMADS(智能医疗辅助诊断系统), 2018.5-2018.10, 项目组主要成员.

#### 四、硕士期间获得奖励情况

[1] 2018 年第四届中国"互联网+"大学生创新创业大赛全国总决赛银奖.团 队主要成员.

[2] 2019年中南大学格林美创新实践团队奖.团队申请负责人.

## 致谢

时光转瞬即逝,在中南大学的校园已经生活了七年。在离开长沙这个城市前, 我感到有太多的收获和成长。在这里,我有机会见识美丽的风景,结交优秀的朋 友,学习前沿的知识,了解广阔的社会,经历难忘的奋斗历程。难忘与实验室的 同学们度过的一个个默契合作、共同努力的日子,一次次交流借鉴、受益匪浅的 例会,一场场欢声笑语、加深情感的团建。我真诚地感谢陪伴我、指引我、帮助 我一路成长的师长同学们,感谢中南大学给我的平台和资源。

首先要感谢我的研究生导师及人生导师。非常庆幸能有缘成为老师的学生。 导师以渊博深厚的专业知识,求真务实的工作态度,高瞻远瞩的发展理念,诲人 不倦的高尚师德,平易近人的处事风格深刻地影响了我。感谢老师在学术上给予 我的专业的指导,指引着我探求学术的道路上找到方向、逐步前行。感谢老师指 导我们完成项目的申请,在细节处给到我们准确的指点。感谢老师组织的温馨欢 乐的团建活动,让我们在实验室中也感受到家一般的温暖氛围。衷心地祝愿谢老 师及我们的团队发展得越来越好,每个人都迎来大好前程。

感谢学院的老师们在此期间给我的指导和帮助, 衷心祝愿各位老师工作顺利, 身体健康!

感谢师兄师姐们的帮扶照顾。感谢我的同门,作为三年来一起学习、一起做 项目的战友,祝你们未来都前程似锦!

感谢同届的其他同学们,非常珍惜和你们一起努力一起欢笑的经历。感谢师 弟们,我们一起做项目、参加比赛、写申请书,感谢你们的付出和对我的包容。 也感谢研究所其他同学们平时的相伴相助。

真诚地感谢父母二十多年来的养育之恩。是父母给了我宝贵的生命和美好的 人生,用自己的青春换来了我的青春。如今终于要走入社会,用所学的知识回报 父母,回报社会,我一定不会忘记父母的嘱托,努力为自己的事业与祖国美好的 未来而奋斗打拼。

> 2020年4月20日 于家中

78